

Trabajo de Fin de Master
Máster en Organización Industrial y Gestión de
Empresas

Comparativa de técnicas metaheurísticas para la
optimización del problema del acarreo terrestre

Autor: Jesús Téllez Rodríguez

Tutor: Alejandro Escudero Santana

Dp. Organización Industrial y Gestión de Empresas II
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla

Sevilla, 2017



Trabajo de Fin de Master
Máster en Organización Industrial y Gestión de Empresas

Comparativa de técnicas metaheurísticas para la optimización del
problema del acarreo terrestre

Autor:
Jesús Téllez Rodríguez

Tutor:
Alejandro Escudero Santana

Dpto. Organización Industrial y Gestión de Empresas II
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla
Sevilla, 2017

Resumen

El presente ejercicio aborda diferentes técnicas de resolución aplicadas al problema del acarreo terrestre con ventanas temporales. Estas técnicas se encuentran en el campo de la metaheurística y tratarán de resolver en mayor o menor medida el problema planteado.

El problema del acarreo terrestre se centra en el transporte y entrega de mercadería, recursos, o diferente tipo de mercadería en diferentes nodos dentro de unos horizontes temporales que han sido marcados de antemano. En concreto, se trata de dar respuesta a las necesidades logísticas del mercado. Para lograr dar una buena respuesta, se usan varios tipos de medios como pueden ser medios terrestres, aéreos o marítimos. Por tanto, el ejercicio que se plantea en este trabajo podría denominarse como: una parte de la cadena intermodal de transporte que da cobertura a un conjunto de nodos (diferentes puntos que demandan este servicio) y que, además, se provee con un solo tipo de transporte.

En el caso estudiado, el método de transporte estará representado por camiones que realizarán el proceso de provisión entre los nodos. En breves palabras, el objetivo del problema queda definido entonces por la reducción del uso de los camiones en número y cantidad de kilómetros que estos recorren.

Atendiendo a la forma de resolver el caso, el ejercicio ha sido enfocado bajo un enfoque metaheurístico. Se han propuesto 3 técnicas diferentes: Búsqueda tabú, Recocido Simulado y Algoritmo genético. Esta manera de resolver el problema logra diferenciar este trabajo de los demás presentados hasta el momento, y así poder ver cómo afecta cada una de estas metaheurísticas a la respuesta final del ejercicio.

Para la resolución del ejercicio, se planteará una batería de 12 problemas diferentes que serán resueltos por cada una de las metaheurísticas un número determinado de veces para poder certificar la calidad de estas.

Analizando la literatura científica existente, el presente problema ha sido estudiado en diferentes ocasiones. De manera, que lo que se propone en este ejercicio es comprobar la funcionalidad de las tres técnicas metaheurísticas propuestas, comparándolas para cada una de los diferentes escenarios. En cada escenario, el problema será resuelto un número definido de veces por cada método, viéndose así la homogeneidad y calidad que cada uno presenta.

Resumen	v
Índice	vii
Índice de Figuras	x
1 INTRODUCCIÓN	1
1.1 OBJETIVOS DEL TRABAJO	1
1.2 ESTRUCTURA DEL TRABAJO	1
2 CONTEXTO DEL PROBLEMA	3
2.1 ANTECEDENTES	3
3 DEFINICIÓN DEL EJERCICIO.	5
3.1 CONTEXTO / SITUACIÓN ACTUAL	5
3.2 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA Y RESTRICCIONES	8
3.3 OBJETOS DE MEJORA	9
3.4 REVISION BIBLIOGRÁFICA	10
3.4.1 ENFOQUE ESTRATÉGICO TÁCTICO	10
3.4.2 ENFOQUE OPERATIVO	11
4 METODOS DE RESOLUCIÓN	13
4.1 METODOS EXACTOS	13
4.1.1 MÉTODO SIMPLEX	14
4.1.2 MÉTODO DE BRANCH & BOUND	14
4.2 MÉTODOS METAHEURÍSTICOS.	16
4.2.1 GRASP:	16
4.2.2 BÚSQUEDA LOCAL	17
4.2.3 COLONIA DE HORMIGAS	17
4.2.4 BÚSQUEDA LOCAL VARIABLE (VNS)	18
5 ALGORITMOS USADOS	19
5.1 BÚSQUEDA TABÚ O TABU SEARCH	19
5.1.1 DEFINICIONES	19
5.1.2 DIAGRAMA DE FLUJO DEL ALGORITMO	20
5.1.3 CARACTERÍSTICAS DE LA BÚSQUEDA TABÚ.	22
5.1.4 CONSIDERACIONES FINALES	24
5.2 ALGORITMO GENÉTICO	24
5.2.1 DEFINICIONES Y CONCEPTOS	24
5.2.2 CODIFICACIÓN DE LA SOLUCIÓN.	25
5.2.3 TIPOS DE CRUCE	26
5.2.4 SELECCIÓN	26
5.2.5 MUTACIÓN	27
5.2.6 MÉTODO	27
5.2.7 CONSIDERACIONES FINALES	28
5.3 RECOCIDO SIMULADO.	28
5.3.1 Descripción del proceso	29
5.3.2 CONSIDERACIONES FINALES	31
6 SELECCIÓN DE LOS PARÁMETROS	32

6.1	<i>ESTUDIO DE LOS PARÁMETROS PARA LA BÚSQUEDA TABÚ</i>	33
6.2	<i>ESTUDIO DE LOS PARÁMETROS DEL RECOCIDO SIMULADO</i>	35
6.3	<i>ESTUDIO DE LOS PARÁMETROS DEL ALGORITMO GENÉTICO.</i>	38
7	RESULTADOS	41
7.1	<i>RESULTADOS EJERCICIO. 25 NODOS</i>	41
7.2	<i>RESULTADOS EJERCICIO. 50 NODOS</i>	43
7.3	<i>RESULTADOS EJERCICIO. 100 NODOS</i>	45
8	CONCLUSIONES	50
	REFERENCIAS	51

ÍNDICE DE FIGURAS

Ilustración 2-1: Evolución del transporte de mercancías por carretera en España	4
Ilustración 2-2: Evolución de las infraestructuras de transporte en España	4
Ilustración 3-1: Índice de producción industrial en España:	6
Ilustración 3-2: The Daily Drayage Problem explicado gráficamente	9
Ilustración 3-3: Viajes alternos entre nodos de diferente tipo. Descripción gráfica.	10
Ilustración 4-1: Región admisible	14
Ilustración 4-2: Método Branch & Bound.	15
Ilustración 4-3: Pseudocódigo del método Branch & Bound.	15
Ilustración 4-4: Búsqueda local.	17
Ilustración 4-5: Colonia de hormigas.	17
Ilustración 5-1: Diagrama de flujo de la búsqueda tabú	21
Ilustración-5-2: Gráfico de la memoria a corto plazo	23
Ilustración 5-3: Representación del Algoritmo genético	25
Ilustración 6-1: Resultados ofrecidos por la Búsqueda Tabú en la primera situación	33
Ilustración 6-2: Resultados ofrecidos por la Búsqueda Tabú en la segunda situación	34
Ilustración 6-3: Resultados ofrecidos por la Búsqueda Tabú en la tercera situación	35
Ilustración 6-4: Resultados ofrecidos por el Recocido Simulado en la primera situación	36
Ilustración 6-5: Resultados ofrecidos por el Recocido Simulado en la segunda situación	37
Ilustración 6-6: Resultados ofrecidos por el Recocido Simulado en la tercera situación	38
Ilustración 6-7: Resultados ofrecidos por el Algoritmo Genético en la primera situación	39
Ilustración 6-8: Resultados ofrecidos por el Algoritmo Genético en la segunda situación	39
Ilustración 6-9: Resultados ofrecidos por el Algoritmo Genético en la tercera situación	40
Ilustración 7-1. Resultados mínimos en coste ofrecidos para 25 Nodos	42
Ilustración 7-2: Resultados mínimos en tiempo para 25 nodos.	43
Ilustración 7-3: Resultados mínimos en coste para 50 nodos.	44
Ilustración 7-4: Resultados mínimos en tiempo para 50 nodos.	44
Ilustración 7-5: Resultados mínimos en coste para 100 nodos.	45
Ilustración 7-6: Resultados máximos en coste para 100 nodos.	46
Ilustración 7-7: Resultados Mínimos en tiempo para 100 Nodos.	47
Ilustración 7-8: Diagrama de cajas para la Búsqueda Tabú	48
Ilustración 7-9: Diagrama de cajas para el recocido simulado	48
Ilustración 7-10: Diagrama de cajas para el algoritmo genético	49

1 INTRODUCCIÓN

El presente ejercicio aborda diferentes técnicas de resolución aplicadas al problema del acarreo terrestre con ventanas temporales. Estas técnicas se encuentran en el campo de la metaheurística y tratarán de resolver en mayor o menor medida el problema planteado.

El problema del acarreo terrestre se centra en el transporte y entrega de mercadería, recursos, o diferente tipo de mercadería en diferentes nodos dentro de unos horizontes temporales que han sido marcados de antemano. En el caso estudiado, el método de transporte estará representado por camiones que realizarán el proceso de provisión entre los nodos. En breves palabras, el objetivo del problema queda definido entonces por la reducción del uso de los camiones en número y cantidad de kilómetros que estos recorren.

Atendiendo a la forma de resolver el caso, el ejercicio ha sido enfocado bajo un enfoque metaheurístico. Se han propuesto 3 técnicas diferentes: Búsqueda tabú, Recocido Simulado y Algoritmo genético. Esta manera de resolver el problema logra diferenciar este trabajo de los demás presentados hasta el momento, y así poder ver cómo afecta cada una de estas metaheurísticas a la respuesta final del ejercicio.

Para la resolución del ejercicio, se planteará una batería de 12 problemas diferentes que serán resueltos por cada una de las metaheurísticas un número determinado de veces para poder certificar la calidad de estas.

Desde el punto de vista literario, el presente problema ha sido estudiado en diferentes ocasiones. De manera, que lo que se propone en este ejercicio es comprobar la funcionalidad de las tres técnicas metaheurísticas propuestas, comparándolas para cada una de los diferentes escenarios. En cada escenario, el problema será resuelto un número definido de veces por cada método, viéndose así la homogeneidad y calidad que cada uno presenta.

1.1 OBJETIVOS DEL TRABAJO

La idea principal que reside en el artículo consiste en ser capaz de definir rutas de transportes con todas las restricciones propuestas (posteriormente explicadas en sucesivos apartados del ejercicio) que sean capaces de solventar el problema en cuanto a cuántos camiones se tendrán que utilizar y cuanta distancia recorrerán estos.

No solo se buscará la mejor solución o la más óptima, sino que una parte muy interesante e importante de este trabajo consiste en conseguir un equilibrio entre tiempo, beneficios y coste; o lo que es lo mismo alcance, tiempo y coste. De esta manera, no solo se tendrán soluciones buenas, si no lo que es mejor, se proponen ideas eficientes, ideas que son capaces de solucionar aquellos problemas que no permiten avanzar.

Finalmente, un análisis será hecho sobre cada una de las metodologías aportadas, comprobando y analizando en el caso de una situación real que metodología convendría usar. Esto es quizá la parte más importante del trabajo, ya que sin ella el trabajo carecería de sentido y solo daría una visión científica y no práctica de estos modelos usados en la optimización de rutas de transporte y logística.

1.2 ESTRUCTURA DEL TRABAJO

El presente trabajo se divide en cinco bloques fundamentales para una correcta comprensión del ejercicio.

Una primera parte referente al contexto y a los antecedentes del ejercicio (Apartado 2). En esta primera sección se aprecia la evolución del transporte en los últimos años y que consecuencias ha tenido este para la sociedad.

El segundo bloque (Apartado 3), se centra en la definición precisa del ejercicio y en el estado del arte actual. En este estado del arte, se pretende lograr una mayor comprensión del problema, donde se definen que restricciones afectan a este, a qué se deben estas restricciones, casos reales donde se puedan ver las relaciones de estas restricciones, porqué afectan y cómo, etc.

La tercera parte del ejercicio (Apartado 4) da las bases para el entendimiento de la metodología usada, con esto se explica la diferencia entre heurísticas y meta-heurísticas, cuáles se pretenden usar en el problema, diferencias entre los modelos matemáticos exactos y los no exactos, qué es un problema polinomial y no polinomial, etc.

A continuación, se exponen las metodologías usadas (Apartado 5), qué parámetros afectan a estas, como se plantea usarlas en el ejercicio, qué resultados se esperan de ellas y también se hará una breve introducción

histórica a cada una de ellas.

Los parámetros que son usados en los problemas son detallados y definidos en los que sería el quinto bloque (Apartado 6). En esta sección, se investigan diferentes situaciones con diferentes parámetros. Gracias a esta evaluación, se aborda la resolución del ejercicio con las características que hacen más funcionales los métodos propuestos.

En la sexta sección (Apartado 7), se desarrolla el problema, se tratan los datos, se ve cómo funciona cada una de las metodologías, cómo afecta cada uno de los parámetros a cada solución, etc. en resumidas cuentas, se analiza el problema con las herramientas propuestas.

Finalmente se dan las conclusiones (Apartado 8) que permitirán al lector ponderar y escoger que metodología le podría ayudar más en un caso o en otro. Se aportan también las diferencias que se pueden apreciar entre una metodología u otra, que parámetros usar en cada caso. En definitiva, se plantearán unas conclusiones prácticas que permitan que este ejercicio sea aplicable a una red logística, proporcionando además una guía que permita ayudar en la elección correcta de los valores y parámetros de los distintos métodos.

2 CONTEXTO DEL PROBLEMA

La definición de las rutas que han de seguir los vehículos que operan una cadena logística, con el objetivo de minimizar los costes de estas, se ha convertido en un problema con el que se encuentran a día de hoy las empresas de transporte de mercancía. Debido a la ingente crecida de puntos de recogida y envío, se ha incrementado la dificultad de operar mayores redes de transporte (debido al aumento de tamaño de las ciudades, restricciones medioambientales, políticas, etc.). Por tanto, el orden de magnitud de este problema ha crecido exponencialmente. Como consecuencia, se han de desarrollar técnicas computacionales de optimización de rutas. Este trabajo tratará de presentar y explicar de forma clara alguna de ellas.

Una de las principales formas de llevar a cabo la logística y, por tanto, el transporte de mercancías es a través de vehículos que se encargan de recoger y enviar a los diferentes puntos de entrega los artículos que estos demandan. Las mayorías de estas redes de transporte son operadas por empresas privadas. Estas, con el fin de optimizar sus sistemas de transporte (aumentando sus beneficios), tratan de dar respuesta a estas rutas de la mejor manera posible. ¿Cómo? Minimizando el número de camiones y la distancia (o energía) total recorrida (o consumida). De esta manera, se han desarrollado modelos matemáticos que dan respuesta a estas demandas por parte de las empresas.

Las rutas de transporte, por tanto, se han convertido en objetivo de optimización en los últimos años. En estas rutas, restricciones como las ventanas temporales que tienen los centros de recogida y envío, la cantidad de material que hay que recoger o enviar, el tipo de contenedor que se usa, restricciones propias del entorno donde se opera (ya sea por cuestiones políticas, ambientales, geográficas, etc.) se han convertido en uno de los principales temas a solventar. Así es, que se ha producido un incremento exponencial de la complejidad de los problemas planteados. Debido a este incremento de dificultad los modelos matemáticos hasta ahora plantados se han quedado obsoletos. Desde el punto de vista funcional, los tiempos de computación que estos requieren se han convertido en excesivamente largos, haciendo no eficientes los cálculos de rutas. Para ello, se han tenido que adoptar nuevas técnicas para el cálculo de soluciones factibles.

Estas nuevas metodologías aportadas conocidas como metaheurísticas no proporcionan las mejores soluciones en cuanto a todas las posibilidades de combinatoria existen. En vez de eso, son capaces de dar respuesta a un problema dado en cortos periodos de tiempo, siendo una respuesta considerablemente buena y, además, eficiente.

2.1 ANTECEDENTES

La evolución del transporte de mercancías ha crecido de manera notable en los últimos años. De todas las maneras de transporte que existen la más utilizada ha sido y es el transporte por tierra, a través de coches, camionetas, camiones pesados, trenes, etc. Este modo de funcionar ha conseguido que se sobrepase la capacidad ya no solo de las empresas que lo desarrollan sino también de las ciudades. Con esto se hace referencia a que en ciudades como Nueva York, París o Berlín el transporte de mercancías se ha llegado a convertir en un problema, que solamente con la selección adecuada de una ruta se puede solventar.

Ejemplo del problema que se expone es la evolución que ha tenido el transporte de mercancía en España en los últimos años. En la ilustración 2-1: “*Evolución del transporte de mercancías por carretera en España*” que se puede ver a continuación, se expone la tendencia claramente al alza de la cantidad de masa que se transporta en España al año. El lector puede darse cuenta que la evolución es claramente satisfactoria, y en términos económicos, esto tiene que ser bueno, ya que significa un intercambio de productos que favorece el movimiento del dinero. Pero por el otro lado, también se podría decir, que mientras ha avanzado y crecido este mercado, las infraestructuras de transporte no han tenido la misma evolución en los últimos años (en la ilustración 2-2: “*Evolución de las infraestructuras de transporte en España*” se puede observar).

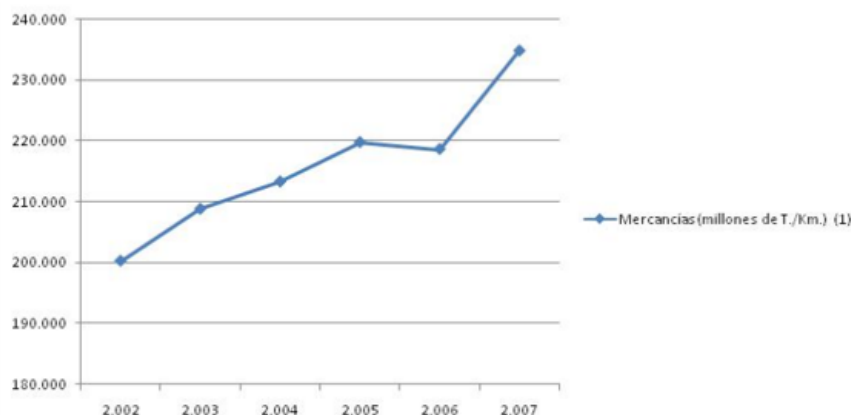


Ilustración 2-1: Evolución del transporte de mercancías por carretera en España

En la imagen superior se podía observar el crecimiento de una red de transportes por carretera, pero en la imagen que se puede encontrar abajo, se observa que la evolución de las infraestructuras terrestres de comunicación y transporte no evolucionó de la misma manera. Se puede observar que durante una primera etapa (tempranos años 80) hubo una gran evolución en lo que a la red se refiere, pero una vez se estabilizó la situación en el país la inversión pública por parte del estado y las autonomías dejó de ser tan importante, produciéndose un parón en la generación de carreteras.

Esto da una idea de uno de los principales enfoques de este trabajo. ¿Qué es lo que hay que hacer para conseguir un correcto funcionamiento del transporte y del correspondiente transporte de mercaderías ajustándose a la red de carreteras y comunicaciones que hay disponible? La solución a esta pregunta pasa por la adecuada gestión de rutas, proporcionando soluciones adecuadas que permitan un correcto funcionamiento del modus operandi, evitando cuellos de botella y beneficiando ya no solo a las empresas que optimizan sus sistemas, sino a una población que no quiere tener embotellamientos en sus ciudades.

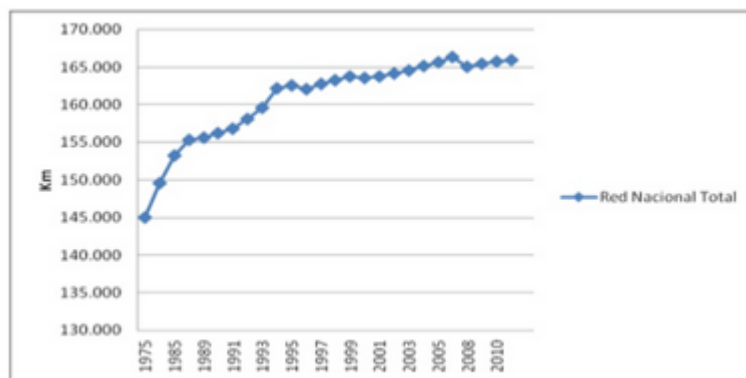


Ilustración 2-2: Evolución de las infraestructuras de transporte en España

3 DEFINICIÓN DEL EJERCICIO.

Con la intención de exponer correctamente la temática del ejercicio, conviene explicar en qué contexto se encuentra el panorama del transporte de mercancías actualmente y como ha ido evolucionando con el paso del tiempo.

El presente problema denominado “*problema del acarreo terrestre*” o por sus siglas en inglés “*The daily drayage problem*” que a partir de ahora será llamado como DDP es un problema que se encuentra dentro del campo de la logística. Según la RAE la logística es definida como: “*El conjunto de medios y métodos necesarios para llevar a cabo la organización de una empresa, o de un servicio, especialmente de distribución*”, según el centro español de logística, esta se define cómo: “*Actividad que incluye dos funciones básicas: la gestión de los materiales, encargada de los flujos materiales en el aprovisionamiento de las materias primas y componentes y en las operaciones de fabricación, hasta el envase del producto terminado; y la gestión de la distribución que considera el embalaje, control de los inventarios de los productos terminados, pasando por los procesos de manipulación, almacenamiento y transporte, hasta la entrega del producto al cliente.*”. Estas dos definiciones son ampliamente válida y aceptadas en el mundo tanto logístico como empresarial, pero para la solución de este ejercicio y para la correcta comprensión del documento, pasando desde la definición del punto a resolver como para la metodología, se va a proponer otra definición: “*el conjunto de movimientos dentro de un circuito cerrado formado por nodos, los cuales están definidos previamente, que demandan y proveen de una mercancía que tiene que ser recogida y enviada por una flota de transportes*”. Con respecto a esta definición cabe decir que se le podrían añadir cientos de matices que completarían y mejorarían la definición, pero para hacerlo sencillo y comprensible, se ha propuesto esta.

Con referencia al párrafo anterior, no solo proponer una definición para una correcta comprensión de la logística se torna como necesario, si no también especificar puntos imprescindibles para entender la complejidad del problema. En la definición propuesta anteriormente, se habla de nodos predefinidos al problema, estos, debido a la necesidad del mercado consumen, demandan y proveen de materias, productos o recursos; De esta manera, los nodos están sujetos a unas restricciones que serán inherentes a ellos. Esto también ocurre con la flota de vehículos que trate esta red de nodos, ya que se encontrará con restricciones las cuales tendrá que respetar y de esta manera, ajustar su ruta a estas normas.

Finalmente, y antes de dar comienzo a una explicación con más profundidad del tema en cuestión, comentar que lo que se pretende en un problema de ese tipo es y será la disminución de los costes. Así en el tercer apartado, se verá más en profundidad como enfocar esto y cuáles son los parámetros que definen una ruta que ayudan a disminuir los costes de esta.

3.1 CONTEXTO / SITUACIÓN ACTUAL

La situación actual del mercado es la siguiente: debido a la globalización y al aumento de la producción que se ha dado en este y el pasado siglo, la gestión de las cadenas de suministro, ya no solo a nivel de proveedores, sino a nivel de comunicación y la selección de los métodos de transporte se ha convertido en un auténtico problema de optimización. Gestionar la manera de proveerse y enviar los productos ha conseguido que afloran cantidad de empresas logísticas que hace años no estaban. De esta manera el mercado ha conseguido evolucionar y con ello permitir que la competitividad de las empresas aumente.

Si se observa la evolución de la producción industrial en España (Ilustración 3-1: “Índice de producción industrial en España”; Fuente: “*Carreras, A: La industria, atraso y modernización*”), se puede observar que hay un crecimiento exponencial de esta. Esto por supuesto lleva acarreado un crecimiento necesario en el nivel de rutas para poder distribuir toda esta mercancía.

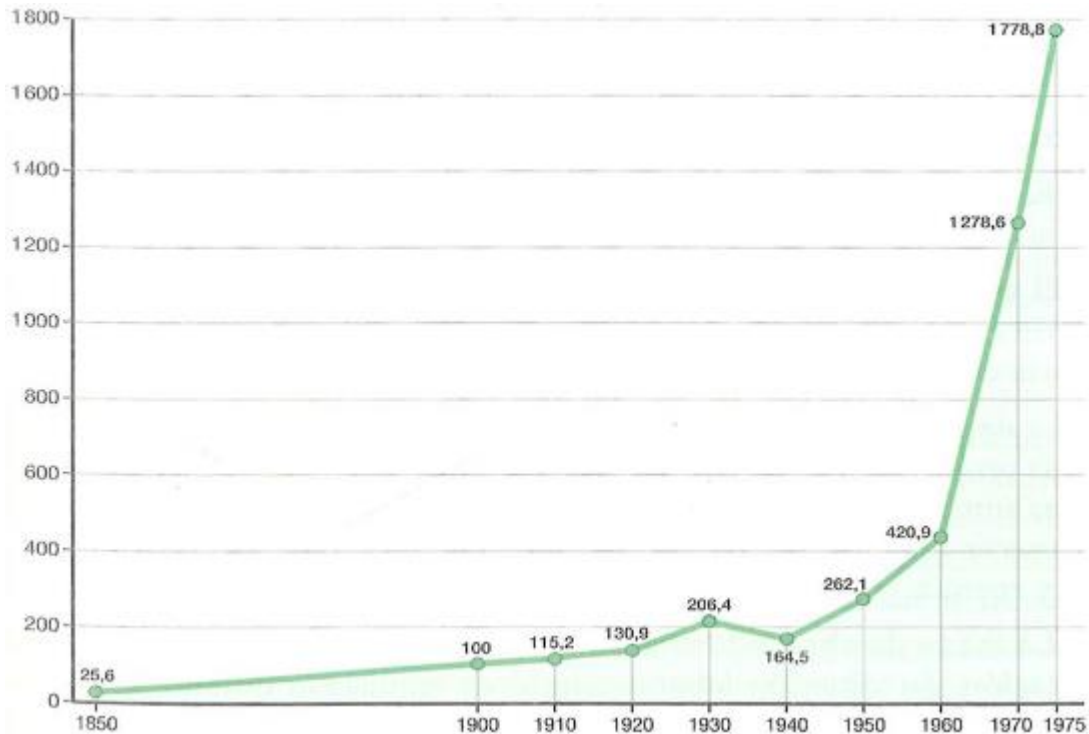


Ilustración 3-1: Índice de producción industrial en España:





Pero como se puede intuir este problema no solo afecta a España, sino que esta escalado a nivel mundial, por lo tanto, ya no solo se trata un problema dígame a nivel local dentro de un mismo país, sino que también hace falta conjugar los diferentes países y con ello viene junto los diferentes modos de transporte.

Póngase un ejemplo, un grupo de empresas china se encargan de fabricar rodamientos para las ruedas de los trenes de un tipo determinado muy usado en Alemania. Empresas de transporte alemán, para hacer la renovación de sus trenes y cambiarles las ruedas a sus trenes necesitan de este tipo de rodamientos. Estos debido a la globalización se fabrican solo en estas empresas chinas, ya que sus costes de fabricación son muchos más baratos que en las demás partes del mundo. Por tanto, estas empresas alemanas tienen la necesidad de ponerse en contacto con las empresas chinas para comprar los rodamientos. Una vez que los rodamientos se han comprado, es necesario trasladar esta mercancía desde un lugar del mundo a otro, de manera que aquí es donde actúan las empresas logísticas que dan solución a estos problemas. Por tanto, el esquema de funcionamiento sería el que se detalla a continuación:



De manera que el problema de optimización se convierte en un problema de combinatoria de los diferentes modos de transporte y que rutas son las óptimas para este. Por tanto, cuáles son también los diferentes modos de transporte que tienen las diferentes redes.

A continuación un breve resumen con los principales modos de transporte:

TIPO DE TRANSPORTE	DESCRIPCIÓN	IMAGEN
Por tierra Ligero	En este tipo de modalidad de transporte están vehículos como camionetas, coches, motos, etc. Este podría decirse que no es el tipo de transporte ni más usado ni más industrial, ya que su uso se limita a pequeñas cantidades y si acaso podría ser más usado a nivel local para empresas pequeñas. Aun así es un transporte muy usado.	
Por tierra Pesado	Es el transporte más usado a día de hoy, en este tipo de transporte se suelen usar camiones de gran tonelaje. Estos pueden llevar toneladas de productos que después son repartidas en las ciudades por los vehículos de transporte más ligeros. Se trata del transporte más usado, pero daña mucho las infraestructuras y en relación a los km que hace es el que tiene mayor siniestralidad.	
Marítimo	El tipo de transporte marítimo podría decirse que es el más usado a nivel internacional, ya que es el que consigue trasladar mayor cantidad de productos.	
Aéreo	Se puede decir que el tipo de transporte aéreo conforma el transporte más rápido a nivel internacional pero también más caro. Debido a su coste, es capaz de transportar más cantidad de productos que otros, pero no llega al nivel del transporte marítimo.	

3.2 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA Y RESTRICCIONES

Por tanto, ¿cómo se definiría el problema que atañe a este documento? La definición del problema sería una que consiga reunir todas las características del problema.

El problema subyace en encontrar la manera óptima de secuenciación entre cada una de las tareas, disminuyendo los costes relacionados con la distancia total recorrida y el número total de camiones usados.

Para este problema existen una gran variedad de casos, el presente ejercicio solo se centra en uno. Para el caso en cuestión solo existirá un tipo de contenedor tanto para recoger como para enviar. En cuanto a las ventanas temporales, estas tendrán que ser respetadas en el 100% de los casos.

En este ejercicio, el problema se plantea de la siguiente manera: Existen una cantidad muy alta de nodos definidos cada uno de ellos por una posición, en concreto esta posición está descrita como una distancia euclídea (cada posición X y posición Y está definida en un eje de abscisas).

Existirá un nodo inicial conocido como el nodo *depot*; de este nodo saldrán todos los camiones y se generarán todas las rutas. Es un nodo como cualquier otro, solo con la diferencia de que en este se sirven y se recogen paquetes. A diferencia con los demás es el único que puede hacer esto y del mismo modo, no tiene restricciones temporales (Ventanas). De la misma manera, en la casuística que se maneja en este trabajo, solo existirá uno solo en toda la red propuesta.

Cada nodo en cada posición demandará un servicio por la empresa encargada del transporte. De esta manera cada nodo será de un tipo, el que demanda que le retiren mercancía (que será el tipo 1 en el problema); así, un camión de la red de transportes tendrá que pasarse por el nodo en cuestión dentro de las ventanas temporales (ahora explicadas), recoger la mercancía, cuyo proceso tiene asignado un tiempo igual para todos los nodos (incluido el nodo origen) y llevarlo de vuelta al nodo origen, donde allí será procesado. De la misma manera que los nodos de tipo 1, existen también los nodos de tipo 2. Estos nodos de tipo 2 funcionan justo al contrario que los anteriores; en vez de demandar un retiro de mercancía, demanda un servicio de repuesto, o dicho de otra manera, necesita que un camión deposite en su posición un paquete determinado. El proceso seguirá de la misma manera, el camión saldrá del nodo origen con dirección al nodo en cuestión, depositará la mercancía y volverá al nodo origen con el objetivo de comenzar un nuevo proceso.

En cuanto a las ventanas temporales se puede decir que actúan de restricción fuerte con respecto al problema. Esto se debe a que todas las operaciones han de realizarse dentro de los márgenes temporales predefinidos al problema. Es decir, si un camión quiere atender al nodo X de tipo 1 para servir el servicio de recogida de paquetes, lo primero y más importante es estar dentro de estos márgenes temporales. De manera que el camión tendrá que llegar al nodo al menos con un margen suficiente para realizar la operación de descarga. De modo que su margen sería: Tiempo de cierre del nodo menos el tiempo de servicio. Por el lado contrario, si este camión llegase demasiado temprano al nodo tendría la opción de esperar a la hora de apertura del nodo. Esto podría parecer positivo, ya que se está produciendo el servicio al nodo, pero de manera contraria existe un problema, ya que esto afecta de manera directa al objetivo de la mejora de costes puesto que, si un camión está parado está perdiendo dinero, ya que dejará de atender otros nodos que por el contrario tendrá que atender otro camión, produciéndose una pérdida de la calidad de la solución. En el caso de que el camión no llegase al nodo dentro de las especificaciones temporales, se abriría una nueva ruta.

Así ya están definidos lo que son los nodos del problema y lo que son las ventanas temporales que tanto afectan a la resolución del problema. Aun así, quedaría definir cómo afectan las distancias al problema y de qué manera se contabilizan.

Las distancias en el problema no están ponderadas bajo ninguna unidad métrica, sino que se contabilizarán bajo unidades, de esta manera, una unidad de distancia requerirá de una unidad temporal para ser recorrida. De esta manera si la diferencia en lo que a distancia se refiere entre un nodo y otro son 50 unidades, el tiempo que se tarda en recorrerlo serían 50 unidades temporales.

En cuanto al tiempo de carga y descarga, se ha fijado en 15 unidades temporales para cada uno de los nodos sin diferenciar entre ellos.

Finalmente, definir como se van a contabilizar los costes. Para ser reales con los costes, se va a ponderar mucho más abrir una ruta nueva que recorrer un kilómetro más. Pero por el otro lado, no se puede dejar que el kilómetro recorrido valga mucho menos ya que sino el problema buscaría la mejora solamente disminuyendo el número de rutas, objetivo que además es más complicado de alcanzar. Por tanto, los costes que van a marcar el objetivo

del present ejercicio son los siguientes:

- Coste del camión – 100 Unidades Monetarias
- Coste del kilómetro recorrido – 3 Unidades Monetarias

A parte de estas características existen otras también que habrá que tener en cuenta para llevar a buen puerto el problema. Están relacionadas con los datos del problema. A continuación se exponen:

- Las ventanas temporales son conocidas de antemano al problema. Están expuestas en los enunciados de estos.
- Todos los vehículos son iguales. Este dato hace mucho más sencillo el cálculo de las rutas, ya que no el modelo no tendrá que preocuparse por que camión usar en cada ruta o cada vez que actualiza una de estas.
- No existe limitación en el número de camiones a usar. Esta característica está muy relacionada con la anterior y da de la misma manera un respiro al problema, ya que sino el problema estaría acotado y muchas de los nodos que se presentan no se podrían atender, llevando así a una peor calidad la solución finalmente propuesta.
- Distancias euclídeas y tiempos de desplazamiento conocidos
- Obligación de cumplir todas las ventanas temporales
- Costes por vehículo y por desplazamiento predefinidas previamente.

En la Ilustración 2-2: “*The Daily Drayage Problem explicado graficamente*” (Fuente: Escudero. A: “*Apuntes de clase*”) se puede observar cómo funcionaría una red de semejantes características.

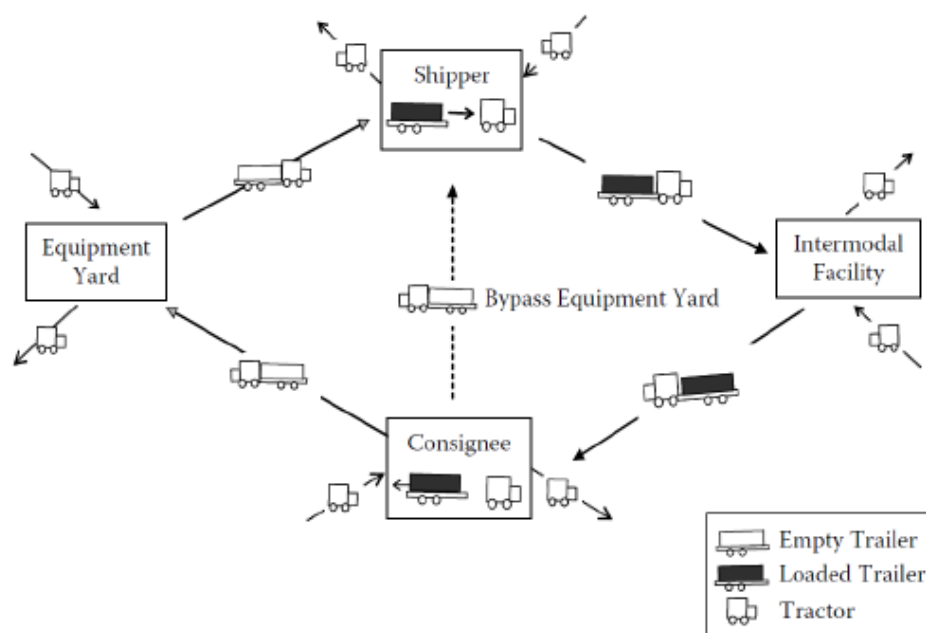


Ilustración 3-2: The Daily Drayage Problem explicado graficamente

En cuanto a lo que se refiere a qué es lo que se va a buscar para optimizar la solución, la respuesta es la siguiente: la reducción de la distancia total recorrida por cada uno de los camiones y el número de camiones usados. La distancia recorrida va a estar ponderada como una unidad monetaria por cada unidad recorrida, así que el coste y la distancia recorrida están relacionadas proporcionalmente. De la misma manera los camiones van a estar ponderados previamente al ejercicio.

3.3 OBJETOS DE MEJORA

Las mejoras en este problema vienen dadas de la mejora del uso de los camiones en el sentido de que puedan

secuenciar tareas de diferente tipo.

Como se mencionó previamente, este tipo de problemas tienen un problema a la hora de ser planteados: el camión está consumiendo distancia este o no llevando material. Esto es un punto de mejora, ya que si se consigue secuenciar una ruta en la que se alternen tareas y nodos del tipo 1 y del tipo 2 de manera que se consiga reducir en lo máximo posible una carga ociosa del camión.

Si existe una tarea que demanda un producto, el camión irá desde el nodo “depot” hasta el nodo tal y una vez termine con el proceso, se dirija directamente a un nodo que necesita recoger material, ya que el camión estará vacío debido al proceso anterior. Esto sin ninguna duda, conllevará una mejora de costes asociados a una optimización de la secuenciación de la ruta.

En la ilustración 2-3: “Viajes alternos entre nodos de diferente tipo. Descripción gráfica.” (Fuente: “Escudero. A: Apuntes de clase”) se puede observar de una manera gráfica a qué se refiere este punto:

Como se puede observar, de la manera antigua (la que se encuentra a la izquierda), el camión tendría que realizar dos viajes, mientras que de esta manera optimizada, el camión tan solo tendría que realizar un viaje para atender a dos nodos diferentes.

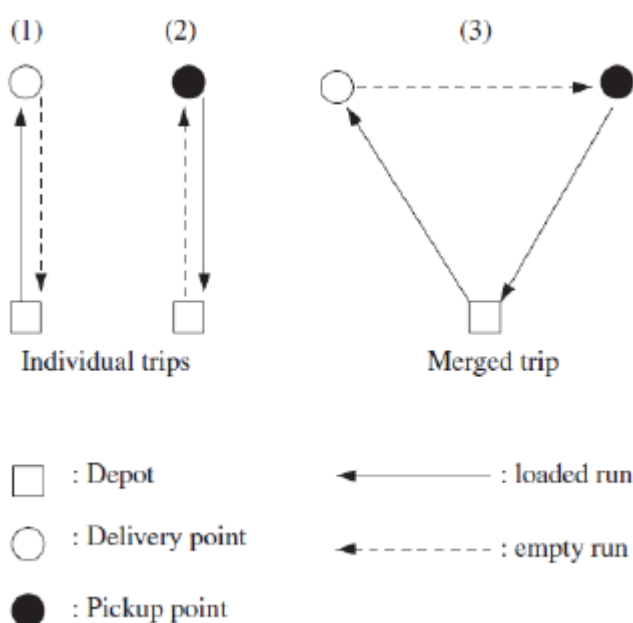


Ilustración 3-3: Viajes alternos entre nodos de diferente tipo. Descripción gráfica.

3.4 REVISION BIBLIOGRÁFICA

Desde hace ya uso años, el número de estudios y de referencias bibliográficas ha crecido alrededor de este problema. Si se atiende a los trabajos realizados por Macharis y Bontekoning (2004) y Bontekoning et al. (2004) se puede observar la ferviente crecida de trabajos que enfocan su atención en el transporte intermodal. En este caso, estos analizan los estudios hechos con objeto en el campo de la planificación de operaciones: a largo plazo o estratégico, a medio plazo o táctico y a corto plazo.

De esta manera, y siguiendo un poco la temática presentada hasta ahora, se procede a realizar una revisión bibliográfica en los diferentes horizontes presentados, empezando por el enfoque estratégico, el táctico y el operativo, observando como se ha tratado el problema del acarreo terrestre y que soluciones se han dado y de que manera se ha tratado dicho eslabón de la cadena de transporte.

3.4.1 ENFOQUE ESTRATÉGICO TÁCTICO

En este apartado se estudia las publicaciones que trataron el problema del acarreo terrestre desde un enfoque estratégico-táctico, viendo cuáles son los beneficios globales, que influencia tienen determinadas medidas sobre

el problema en cuestión, y por supuesto, analizando que repercusión tiene esto en cuanto a la calidad y los costes del servicio. Por tanto, a continuación se presentan diferentes trabajos con los estudios y las conclusiones a los que han llegado:

- Morlok y Spasovic (1995) llevan a cabo un estudio en el que detallan cuáles son los factores en el problema del acarreo terrestre que tienen repercusión en el coste del servicio. Estos, a través de estrategias relacionadas con la centralización de la planificación y una optimización en la asignación de los recursos a las terminales y sus conexiones, entre otros (un adecuado marketing, el uso de las nuevas tecnologías y la correcta elección de precios fueron también claves en el diseño de estas estrategias), lograron proponer una serie de medidas que mejoraban los costes y la calidad del servicio.
- Previamente al anterior estudio, y en la misma línea con lo que a las medidas de mejora se refiere (planificación centralizada y correcta asignación de recursos) Morlok y Spasovic (1994) propusieron un modelo lineal entero en el cual se centran en una adecuada asignación de recursos a lo que el problema del acarreo terrestre se refiere. En este estudio se llegó a la conclusión de que con una correcta gestión y asignación de medios se lograba una mejora en los costes de entre el 44 y el 63%.
- Nierat (1997) propone además (añadiendo a lo que sus compañeros habían hecho hasta ahora) que una adecuada gestión y planificación de los recursos no solo supondría una reducción de los costes, sino que también tendría asociada un aumento considerable del área de mercado.
- Con referencia a un enfoque táctico, Fowkes et al. (1991) tienen en cuenta la importancia de la posición del origen y el destino con lo que a las terminales intermodales se refiere.
- Finalmente y muy relacionado con las restricciones del problema, Cheung et al. (2008) analizaron como determinadas políticas, regularizaciones etc. que el gobierno de Hong Kong había impuesto. En concreto se estudiaron dos políticas principales:
 - 4up-4down: Impuesto por el gobierno, el conductor, la cabeza tractora, chasis y contenedor forman un todo indivisible que ha de realizar tanto el viaje de ida como de vuelta.
 - Por el contrario, también se evaluó la política 2up-2down, donde ya el conjunto indivisible antes formado, queda sustituido por aquel donde solo la cabeza tractora y el conductor forman tal conjunto, dándose entonces, una política de mayor libertad.

Por tanto, a modo de breve resumen, se puede observar que hasta ahora la línea de la investigación en lo referente a este problema ha venido de la mano de una reducción de costes generada por una adecuada gestión de los medios y los recursos proporcionados, que no solo se queda ahí sino, como ya se ha visto, también da lugar a una mayor área de mercado abarcada en el problema; y por otro lado, el estudio de cómo las políticas en lo referente al transporte dictan, ha dado lugar también a estudios que analizan estas y como el problema se ve afectado en función de cuáles están vigentes y cuáles no.

3.4.2 ENFOQUE OPERATIVO

Esta segunda parte, se centra más en el corto plazo a la hora de resolver el problema del acarreo terrestre.

Como se vio en el anterior apartado, la mejora de los costes juega un papel fundamental en lo que a este problema se refiere. Por tanto, para conseguir esto hará falta bajar a un nivel operativo y desde aquí desarrollar unos modelos que permitan una reducción de los costes, ya sea a la empresa dedicada al transporte, a un consorcio de empresas o a una región determinada. Comentar también que el horizonte temporal se resume a un día, de modo que el algoritmo usado, tendrá que ser lo suficientemente bueno como para poder correrlo todos los días.

Con lo que a este ejercicio se refiere, se le añaden también las restricciones temporales por lo que el problema pasa a conocerse como *daily drayage problem with time Windows* (DDPTW). A este problema, debido a su similitud con los ya estudiados, (*Vehicle routing problem with time Windows*), se trabaja de manera similar, donde el estado de carga es definido de manera binaria, siendo uno cuando el vehículo está cargado y cero cuando el vehículo no tiene carga ninguna.

Dumas et al. (1995) demostraron que: “*incluso aunque el TSPTW es un caso especial del DDPTW, el mejor método conocido de este último problema no es el que mejores soluciones proporciona al TSPTW*”. De este modo, se han desarrollado multitud de investigaciones las cuales han sido focalizadas en casos particulares del VRPTW, tales como:

- PDPTW: “*Pickup and delivery problem with time windows*”
- TSPTW: “*Traveling salesman problem with time windows*”

Así, y acercándose más al tema que atañe a este documento, diferentes metodologías han sido aplicadas al problema DDPTW, pudiéndose encontrar en la literatura técnicas exactas (Dumas et al., 1991, 1995; Currie y Salhi, 2003), heurísticas y meta-heurísticas.

Debido a que el DDPTW puede ser formulado como un TSPTW o un PDPTW, las conclusiones a las que se llegan son de gran importancia. En el primer caso, las tareas son definidas como un grafo, mientras que el segundo, estaría basado en arcos de carga, donde si ese arco existe es representado con un 1 y si no con un 0.

Ahora, como en el apartado anterior, se estudian diferentes publicaciones que dan una idea de en que manera se ha estudiado el presente problema y a qué conclusiones se han llegado.

- Grönal et al. (2003) desarrollaron cuatro heurísticas basadas en el ahorro para resolver el FTPDPTW. Este problema pero con un entorno diferente fue también resuelto por Imai et al. (2007) usando una heurística basada en una relajación lagrangiana.
- Caris y Janssens (2009) a través de una metodología con dos fases consiguen modelar el problema FTPDPTW. Usando primero una heurística de inserción en la que consiguen una solución inicial que posteriormente es mejorada a través de una búsqueda local con tres vecindades.
- De manera similar, se modela el problema am-TSPTW con tareas flexibles. Smilowitz (2006) modela los viajes en vacío. Limita el número de realizaciones de tareas flexibles. El objetivo aquí reside en disminuir los costes a través de la reducción del tiempo de tránsito y el número de vehículos utilizados. Smilowitz, resuelve este problema a través de métodos exactos, en concreto el método de Branch & Bound (que será explicado posteriormente). Francis et al. (2007) mejora este trabajo al considerar variable la región geográfica de posibles ejecuciones de tareas flexibles.
- Shiri et al. (2016) resuelve el problema DDPTW a través de un algoritmo basado en la búsqueda tabú reactiva (RTS). Este modelo demuestra que es capaz de encontrar soluciones óptimas y que es capaz de ejecutarse en razonables periodos de tiempo en lo que a un problema real se refiere. Los resultados experimentales indican que: la cuota de tiempo asignada al operador terminal tiene un efecto significativo en el tiempo de operación del transporte; no hay una correlación entre el tamaño del problema y el tiempo de operación de transporte; la adopción de un eficiente sistema de camiones podría reducir sensiblemente el tiempo de operación de transporte; por último, los depósitos de los camiones deberían situarse cerca de la terminal y deberían encontrarse vacíos.
- Xue et al. (2014) modelan el problema del transporte de contenedores a modo local (LCDP) usando el algoritmo de la búsqueda tabú. Incorporan un conjunto de restricciones temporales realizando las operaciones, reconociendo como tiempo ocioso aquel en el que los camiones están transportando contenedores vacíos, y por tanto, siendo objetivo último de este problema, minimizar estos.

4 METODOS DE RESOLUCIÓN

Ya una vez que el problema ha sido definido, se procede a una visión de la metodología aplicable a estos tipos de problemas. Un aspecto muy importante a mencionar dentro de este apartado es que aquí se dan las bases de los métodos de resolución, pero no se procede a explicar los métodos usados en profundidad, sino que se hace un breve resumen de la metodología.

Principalmente se encuentran 2 maneras de resolver un problema de combinatoria o de cualquier tipo. Aun así, dentro de la segunda metodología se podrían definir 2 sub apartados:

- Algoritmos exactos
- Algoritmos heurísticos:
 - Heurísticas generales aplicables a todos los problemas
 - Meta-heurísticas definidas para un solo ejercicio

Lo primero que se puede aplicar se denomina métodos exactos, estos a través de la formulación de un problema matemático lineal resuelven a través de un método el caso dado, ya sea a través del método simplex, del método Branch & Bound, etc. La problemática de este problema en definitiva son las altas cantidades de recursos que consume, ya que aunque la solución proporcionada es óptima sin lugar a dudas, no garantiza esta solución en un plazo razonable de tiempo dado.

Los otros dos métodos restantes se denominan heurísticas, pero aun así se podrían definir dos formas diferentes en lo que a esta se refiere. Un método heurístico a secas, aplica una metodología común para toda la casuística existente, sin diferenciar entre detalles que pudieren hacer diferentes unos problemas de otros, mientras que en las metaheurísticas, se definen soluciones a problemas, ahondando en las características de este, de manera que se podría decir que se propone una solución o un método ajustado al problema dado. Estas soluciones como se ha dicho previamente, no garantizan una solución óptima global, sino que proporcionan una solución razonable en un espacio de tiempo corto e incluso definido.

Llevado a la práctica, se utilizan en su mayoría técnicas heurísticas y meta-heurísticas, mientras que los modelos exactos han sido reemplazados por los anteriores.

4.1 METODOS EXACTOS

En los métodos exactos se procede a explicar los dos algoritmos más usados a nivel de ingeniería dentro de la investigación de operaciones, el método simplex y el método Branch & Bound.

Estos métodos tienden a buscar siempre la solución óptima del problema sin rendir cuentas en la cantidad de recursos, a nivel computacional y temporal que están usando. De aquí se obtiene que estos a medida que aumenta la complejidad del problema, se vuelven más lentos y menos eficientes.

De esta manera, es necesario hablar de lo que en ingeniería industrial se denominan los problemas de tipo polinomiales y los problemas de tipo no-polinomial (tipo P y tipo NP respectivamente). La diferencia entre sendas definiciones reside en lo que se llama la teoría de la complejidad computacional. A fin de cuentas, viene ser lo que se ha estado comentando en los últimos párrafos, ¿Cómo de complicado es resolver un problema en lo que a tiempo se refiere? Para ello se ha de hablar de los recursos que consume una solución:

- Tiempo: Que consume para dar la solución óptima
- Espacio: Cantidad de memoria requerida para llevar a cabo la exploración.

Lo que se puede obtener de este párrafo es que mientras el problema planteado pertenezca a la categoría de problemas tipo P, este puede ser resuelto mediante modelos exactos de optimización, mientras que de manera contraria, los problemas pertenecientes al tipo NP, consumirán muchos recursos y no podrán ser solucionados eficientemente (a estos problemas se les aplican las técnicas heurísticas).

A continuación se detallan los dos algoritmos más usados como métodos exactos: el método simplex y el método de ramificación y corte o más conocido en la literatura como Branch & Bound.

4.1.1 MÉTODO SIMPLEX

El presente método fue creado en los estados unidos por George Bernard Dantzig y el científico de origen ruso Leonid Vitalievich, en la década de los 40, justo después de la segunda guerra mundial (en el año 1947). El objetivo principal de este algoritmo exacto era la capacidad de resolver y solucionar problemas sujetos a una serie de restricciones y unas variables.

Este método, se trata de un método analítico. El objetivo de este es conseguir solucionar problemas de características lineales (programación lineal) de manera mucho más eficiente de lo que hasta ese momento se había desarrollado, los modelos y métodos gráficos (claro está que con la ayuda de la computación desarrollada en los últimos años, el uso de este algoritmo ha sufrido una ingente evolución).

Por lo tanto, este método trabaja de manera iterativa, buscando la mejora de la solución, optimizándola en cada paso dado. De manera que: ¿Cómo funciona este método? El enfoque que permite a este método mejorar en cada uno de sus pasos se puede decir que consiste en el “pivoteo” que hace en los nodos de la región admisible del problema. Como se puede observar en la Ilustración 4-1: “Región admisible” (Fuente: “S3a2.me”) un problema está definido por una región admisible que define las soluciones aceptables de un problema, de manera que el método simplex va de un vértice a otro (siempre que este sea vecino), buscando aquel que le permita encontrar una solución mejor (una que maximice o minimice la función objetivo). Debido a que la región admisible está definida ya que se trata de una región cerrada y convexa. El método en cuestión siempre encontrará una solución óptima.

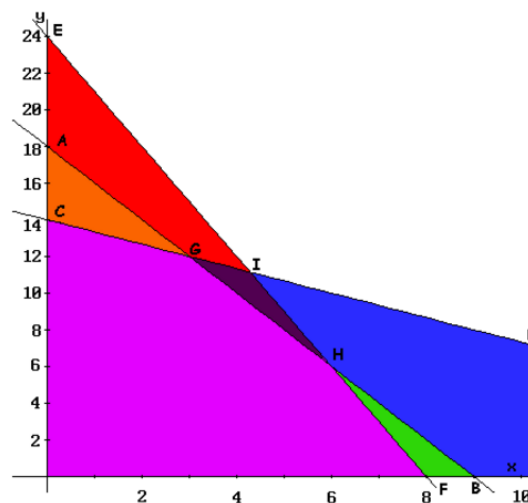


Ilustración 4-1: Región admisible

4.1.2 MÉTODO DE BRANCH & BOUND

El método de branch & bound o ramificación y corte si se traduce al castellano consiste en un algoritmo de resolución de problemas pero de características enteras, es decir, coge un problema de programación lineal y trabaja con las variables de tipo entero para poder solucionar el ejercicio.

La característica principal de este problema es que subdivide la región admisible en diferentes espacios. Se podría entender o interpretar como un árbol de soluciones, así de esta manera, el problema intenta buscar diferentes regiones que serían cada rama del árbol donde. Cada una de estas ramas tendría como resultado final una solución del problema diferente.

4.2 MÉTODOS METAHEURÍSTICOS.

En el presente trabajo se hace un análisis profundo del problema planteado con unas meta-heurísticas propuestas, de esta manera es importante definir lo que son estas metaheurísticas aunque en los siguientes capítulos se haga un mayor énfasis en las que han sido usadas durante la resolución del ejercicio. De manera que, ¿En qué consiste este tipo de técnica? Según la universidad politécnica de Madrid: *“las técnicas metaheurísticas son procedimientos de búsqueda que no garantizan la obtención del óptimo del problema considerado y que se basan en la aplicación de reglas relativamente sencillas. A diferencia de los métodos heurísticos, las técnicas metaheurísticas tratan de huir de óptimos locales orientando la búsqueda en cada momento dependiendo de la evolución del proceso de búsqueda.”*

El uso de estas técnicas es bastante interesante en los problemas de optimización en los cuales la combinatoria desempeña un papel muy importante. Como se ha podido intuir previamente, estas técnicas no hacen un estudio completo de la región admisible en cuanto a soluciones posibles hay en el problema, por lo que a nivel de consumo de recursos son bastante adecuadas, ya que pueden proporcionar adecuadas soluciones en poco tiempo.

Estas soluciones funcionan de una manera igual a las anteriores técnicas vistas, partiendo de una solución inicial que generalmente será proporcionada aleatoriamente o quizá con una técnica heurística usada previamente, se obtienen otras aplicando el método que haya sido propuesto (en las siguientes páginas se mostrarán algunos de ellos). Una vez se ha seleccionado esta nueva solución en base a que satisfaga las necesidades de la función objetivo, se itera el proceso repitiéndose lo visto. Una vez el proceso ha alcanzado alguna de los requerimientos impuestos (que llegue a un valor, no exceda una cantidad de tiempo, etc.) el método para y proporciona la solución obtenida.

Antes de comenzar a ver algunas de las técnicas metaheurísticas más usadas sería conveniente hablar sobre algunas características inherentes a ellas:

- En cierto modo, se tratan de técnicas ciegas, ya que debido a su comportamiento (no exploran toda la región de soluciones), no sabrán nunca si han llegado a la solución óptima del problema o no.
- De la misma manera, son algoritmos que se caracterizan por su carácter aproximativo, en el sentido de que no pueden garantizar que la solución proporcionada sea óptima.
- En ciertas metaheurísticas, dar un paso y empeorar la solución esta aceptado, ya que muchas veces conseguirá de esta manera encontrar caminos que antes no podrían haber sido hallados.
- Son algoritmos sencillos en cierto modo, muchas veces la calidad de la meta-heurística reside en su función de evaluación.
- Pueden aplicarse a un amplio ratio de problemas

A modo de resumen comentar las técnicas metaheurísticas más usadas:

- Usadas en el ejercicio:
 - Búsqueda tabú
 - Recocido simulado
 - Algoritmo genético.
- No usadas en el ejercicio:
 - GRASP.
 - Búsqueda local
 - Colonia de hormigas
 - Búsqueda local variable

Para no ser redundante en las explicaciones, a continuación se explicarán las que no van a ser usadas en el ejercicio. Las usadas, serán explicadas en el siguiente capítulo, haciéndose referencia en ellas también a los parámetros usados y en qué manera van a ser estudiados en el ejercicio.

4.2.1 GRASP:

Esta técnica: Greedy Randomized Adaptative Search Procedure; que traducida sería: Procedimientos de búsqueda basados en funciones avariciosas; tratan de buscar soluciones muy rápidas de una forma dígame “Avariciosa”. ¿Por qué? La razón detrás de esto radica en que sus funciones para buscar soluciones. Estas

funciones buscan, sin explorar apenas nada la región, soluciones que satisfagan rápidamente su función de evaluación.

Una heurística que suele acompañar mucho a esta, es la búsqueda local, ya que una vez que se han encontrado soluciones de calidad gracias al algoritmo explicado, se procede a mirar si por los alrededores de la región encontrada, pudiere haber incluso soluciones mejores.

4.2.2 BÚSQUEDA LOCAL

La búsqueda local es una de las primeras meta-heurísticas implementadas, la forma de actuar de estas reside en una vez tengo una solución, vario ciertas partes de estas solución de manera que se dedica a moverse a lo largo de la región vecina a la solución.

Es una técnica ampliamente utilizada en lo que a la investigación de operaciones se refiere. Pudiere actuar como final de una heurística de otro tipo para buscar si en las proximidades hay soluciones mejores. A continuación en la ilustración 4-4: “Búsqueda local” (Fuente: “*Wikipedia*”) se puede observar como los círculos que rodean a las soluciones son el rango donde la búsqueda local tiene cabida y puede buscar, y como lo que queda por fuera, es inalcanzable para ella.

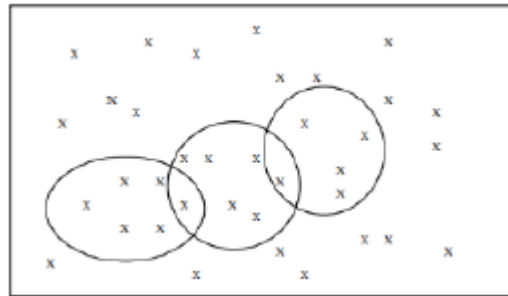


Ilustración 4-4: Búsqueda local.

4.2.3 COLONIA DE HORMIGAS

Se trata de un método de computación basado en la probabilidad para solucionar problemas que puedan tener su mejora en la búsqueda de los mejores caminos o rutas.

Fue inicialmente propuesto por Marco Dorigo (1982) en su tesis doctoral. La heurística en sí explora las diferentes opciones que tiene en el espacio para poder encontrar caminos conocidos como soluciones factibles. De modo que en función de cómo de buena o de interesante sea una solución o camino, dejara detrás de sí un rastro que incitará a que el resto de las soluciones cojan ese camino para llegar al óptimo. Además, la evaporación de feromonas permitirá que si un camino no es seleccionado quede eliminado y así se evitará que no se caiga en óptimos locales ni en caminos no idóneos. A continuación un breve resumen gráfico Ilustración 4-5: “Colonia de hormigas” (Fuente: “*Wikipedia*”):

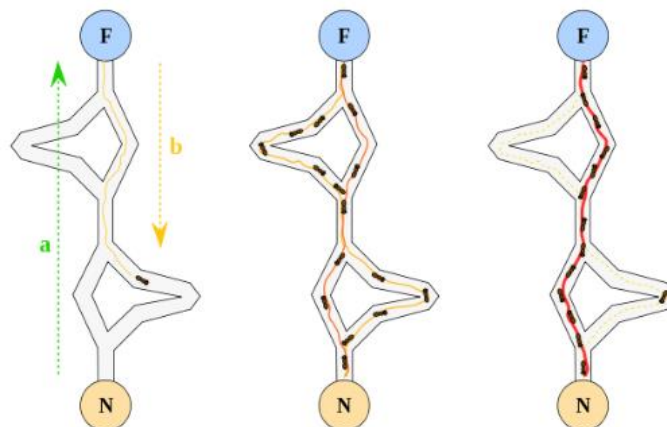


Ilustración 4-5: Colonia de hormigas.

4.2.4 BÚSQUEDA LOCAL VARIABLE (VNS)

La búsqueda local variable, se comporta de manera muy similar a la búsqueda local pero la idea que reside detrás de esta, es poder cambiar de forma sistemática la vecindad.

Los algoritmos de búsqueda local suelen usar solamente una sola vecindad mientras que la VNS intenta esparcir el espacio de búsqueda. VNS está fundamentada en tres características básicas:

1. Un mínimo local con respecto a una vecindad no tendría que serlo con respecto a otra.
2. Un mínimo global, es un mínimo local con respecto a todos los tipos de vecindades posibles.
3. En muchos problemas, un mínimo local nos puede dar mucha información del óptimo global, ya que el mínimo local con respecto a varias estructuras de vecindad está relativamente cerca.

VNS es un método determinista que no está basado en ninguna función estadística, por tanto busca sistemáticamente en diferentes conjuntos vecinos hasta llegar a un mínimo local que sea mínimo con respecto a todas las vecindades en las que ha buscado.

5 ALGORITMOS USADOS

5.1 BÚSQUEDA TABÚ O TABU SEARCH

La técnica de la búsqueda tabú fue propuesta por Glover en 1986. Tiene su origen en los estudios desarrollados en la década de 1970, en procedimientos combinatorios aplicados a problemas no lineales, pero Glover aplicó esta metodología con el fin de poder resolver problemas de optimización de grandes dimensiones.

En términos de aplicación, decir que a partir de Glover fue cuando esta metaheurística empezó a cobrar relevancia y a utilizarse en diferentes campos y aplicaciones. Así, esta ha sido usada mucho en problemas relacionados con telecomunicaciones, finanzas, ingeniería de organización industrial, medicina, logística, etc.

El término tabú hace referencia a la: “prohibición de algo que constituye un riesgo”, de esta manera, este término en pocas palabras es capaz de hacer una pequeña definición del algoritmo; de manera que los tabúes se traducen en ciertas prohibiciones en los procesos de búsqueda del óptimo local (o global) y el riesgo se define como el estancamiento en una zona que no sea productiva a la hora de encontrar una buena solución al problema. Para ello, el algoritmo, conforme va encontrando soluciones, abandona las zonas a medida que estas soluciones no incurren en una mejora sustancial de la solución. Por tanto, una de las características principales de este algoritmo de búsqueda tabú, reside en el almacenamiento de la memoria, donde guarda la información relevante a las características de las soluciones evaluadas y sobre que operaciones han sido llevadas a cabo para lograr obtener dichas soluciones. Esta mención ya fue proporcionada por Glover y Laguna (1997), donde afirman que la memoria en el algoritmo de búsqueda tabú, conforma una de sus mayores características.

De manera similar a lo explicado en el párrafo anterior, se afirma que una mala elección puede ofrecer más información que una elección aleatoria (e incluso mejor que la anterior), de manera que a la hora de trabajar con el algoritmo, la mala solución, muchas veces es preferible. Si nos ceñimos al proceso de memoria de este algoritmo, se deduce, que esta permite orientar y guiar el proceso de búsqueda hacia las zonas con características que proporcionan buenas soluciones, a la vez que se consiguen soluciones que son potencialmente adecuadas.

Principalmente, la metodología, a partir de una solución dada, valora y evalúa soluciones vecinas que posteriormente a este proceso, decidirá en función de si es mejor o no, seleccionar una o no, que por tanto, pasaría a ser la nueva solución. Sin embargo, de todas las soluciones que se tienen alrededor, no pueden ser escogidas todas, ya que habrá algunas que por sus características se consideren tabú o prohibidas. Así, el proceso irá repitiéndose hasta que encuentra una solución final que cumpla con las condiciones establecidas.

Con todo esto, este algoritmo permite enfocar una búsqueda centrada en características que consigue que con equipos de computación no muy de alta capacidad se consigan soluciones de alta calidad. Esta ventaja sitúa en el contexto de las metodologías aplicables a los problemas computacionales un gran avance en la resolución de los problemas con este procedimiento.

A continuación se hará una explicación de las diferentes formas en las que se puede trabajar esta metodología, haciendo hincapié sobre todo en los tipos de memoria y en sus parámetros principales.

5.1.1 DEFINICIONES

En este apartado se muestran los conceptos básicos que se usaran durante la programación del ejercicio y en las explicaciones por tanto. De este modo, a continuación se exponen las definiciones básicas y el algoritmo explicativo:

- **Función objetivo:** Función cuyo valor pretende ser minimizado o maximizado en función del tipo de problema que se esté trabajando. Durante el proceso, en cada iteración será necesario evaluar el resultado de la función objetivo para así poder llegar a conclusiones de mejora.
- **Tipos de movimientos:** Debido a la necesidad de explorar el conjunto de soluciones posibles, se plantea la pregunta de cómo ha de ser la combinatoria. Por tanto, se definen dos tipos de movimientos sencillos para la búsqueda de nuevas soluciones:

1. Inserción: Un valor concreto (i) del vector solución pasa a insertarse en otra posición (j), mientras que el resto de los valores de la solución permanecerán estáticos

Solución de partida

2	3	5	7	6	8	4	9	1	10
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----

Solución vecina

2	3	7	6	8	5	4	9	1	10
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----

2. Intercambio: dos elementos de la solución intercambian sus posiciones.

Solución de partida

2	3	5	7	6	8	4	9	7	10
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----

Solución vecina

2	3	7	6	8	5	4	9	5	10
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----

- Espacio de soluciones (S): Es el conjunto de soluciones posibles que puede adoptar una solución sea vecina o no de la solución actual escogida.
- Vecindario ($N(x)$): Conjunto de todas las soluciones que derivan de hacer un cambio en la solución inicial, y que, por tanto, pertenecen al espacio de soluciones contiguo a esta.
- Entorno reducido ($T(x, k)$): Conjunto de soluciones disponibles en el entorno de la solución actual, eliminando todas aquellas que hayan sido prohibidas o calificadas como tabú.
- Nivel de aspiración: Condiciones que si son satisfechas, permitirán adoptar una nueva solución aunque haya sido calificada como tabú.
- Memoria a corto plazo (basado en lo reciente): Se encarga de guardar aquellas características pertenecientes a las soluciones recientemente exploradas. Este tipo de memoria suele ser usado cuándo se quiere hacer una exploración profunda del espacio de soluciones vecino.
- Memoria a largo plazo (basado en lo frecuente): A diferencia de la memoria a corto plazo, esta se encarga de salvar la frecuencia con la que aparece un atributo en alguna de las soluciones visitadas. Este tipo de memoria es muy útil en el caso de querer:
 1. Diversificar la búsqueda
 2. Intensificar la búsqueda

5.1.2 DIAGRAMA DE FLUJO DEL ALGORITMO

A continuación, se expone un diagrama de flujo explicativo del algoritmo (Ilustración 5-1: “Diagrama de flujo de la búsqueda tabú”), en donde, a grandes rasgos, se percibe el funcionamiento de este, indicando de una manera más precisa que es lo que realiza en cada paso:

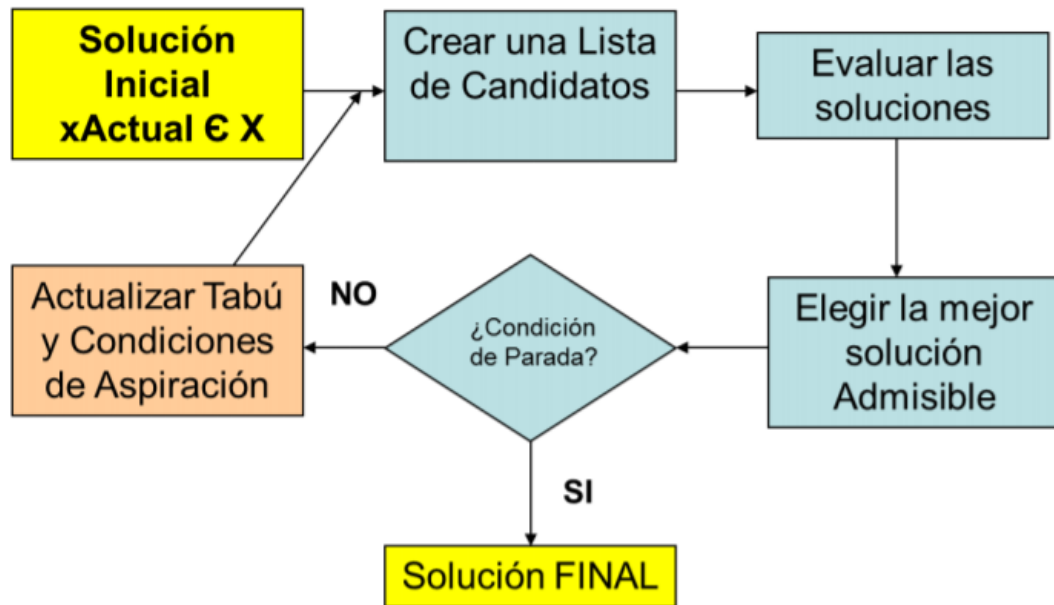


Ilustración 5-1: Diagrama de flujo de la búsqueda tabú

A continuación, una explicación de las fases que va siguiendo este algoritmo:

1. Configuración de una solución inicial: Conjunto de variables enteras del problema, que se configuran de manera combinatoria en una matriz o en un vector de datos, que permiten al problema comenzar a funcionar. Este vector o matriz, es considerado como la solución inicial y puede ser llegado a él de manera aleatoria o quizá aplicando un algoritmo de construcción que haga uso de algún tipo de criterio o heurística.
2. Generación de una lista de candidatos: Una vez se ha definido la solución inicial con la cual comenzar con la explotación del ejercicio, lo primero que ha de hacer la metodología es a través de combinatoria, generar una lista de posibles soluciones, denominada vecindario. Este vecindario es clave para el desarrollo del ejercicio, ya que en gran parte, el éxito de este consiste en escoger una buena metodología que genere estos candidatos para ser explotados posteriormente.
3. Evaluación y selección de las soluciones: Cada vecino seleccionado es evaluado y clasificado según los criterios impuestos inicialmente y en cómo afecta a la función objetivo del problema planteado.
4. De esta manera, los vecinos una vez han sido evaluados, se ordenan en una lista. Posteriormente, el método escoge aquella solución que le conviene en función de su evaluación. ¿Cómo escoge entonces la metodología aquella solución que mejor resultado da? En función de si esta está catalogada como tabú o no. De manera, que si esta es factible será seleccionada, y si no, buscará entre los demás valores posibles de la lista de soluciones hasta que encuentre alguna solución que cumpla con las dos restricciones (beneficio para la función objetivo y cumple la restricción tabú).
5. ¿Condición de parada?: Una vez el proceso se ha ejecutado, actualiza una lista tabú con las características que le corresponden. El problema saliente de este proceso es el hecho de la reducción del espacio de búsqueda, y por tanto, el vecindario resultante, ya que podría darse el caso de que al haber reducido tanto el conjunto de soluciones posibles, se estén obviando algunas que fueren muy buenas para el problema.

Por tanto, se establecen unas condiciones de parada que ayudan a:

- Refrescar la lista con los valores tabú
- Dar por cerrado el ejercicio una vez se han llegado a soluciones que no mejoran.

Finalmente, este proceso se iría repitiendo hasta que finalmente, se llegase al final y diese la solución requerida. Una vez los conceptos, definiciones y el algoritmo han sido explicados, se exponen a continuación las características de la búsqueda tabú. Entre estas características, la más importante hace referencia a la memoria

que usan este tipo de algoritmos, que estructuras usan, cuáles son (en ámbito general) los resultados en términos de calidad de la solución, influencia, etc.

5.1.3 CARACTERÍSTICAS DE LA BÚSQUEDA TABÚ.

Según Riojas (2005), la búsqueda tabú se caracteriza *“porque utiliza una estrategia basada en el uso de estructuras de memoria para escapar de los óptimos locales, en los que se puede caer al “moverse” de una solución a otra por el espacio de soluciones”*.

Por tanto, ¿Qué son las estructuras de memoria? Son listas que contienen todos los atributos de las soluciones visitadas recientemente. Podrían definirse dos tipos diferentes de estructuras de memoria:

- Explícitas: Se almacena enteramente la solución encontrada.
- Atributivas: De manera diferente a la estructura explícita, en este tipo de estructura, solo se almacenan los atributos encontrados en las soluciones visitadas. En términos computacionales, esta estructura es favorable, ya que es más rápida debido a que no guarda enteramente la solución, sino una característica adyacente a ella.

Resumiendo, los atributos o las soluciones son almacenados en una lista denominada estructura, es en esta lista de donde el método será capaz de identificar atributos ya visitado y por tanto, diversificar la búsqueda en otras regiones.

En términos de programación, es necesario definir las dimensiones y los aspectos que hacen que una de estas estructuras sea mejor o peor. De este modo a la hora de programar se hará un mayor enfoque en alguna de estos puntos:

1. Calidad de la solución final: Esto está fuertemente relacionado con la cantidad de las soluciones exploradas. En este aspecto es muy importante valorar también lo buenas que son las acciones que han llevado a encontrar tal solución (fijación de tabúes o prohibiciones). Un método con una buena calidad, penalizaría aquellas acciones que ralentizaran el proceso de búsqueda.
2. En términos de calidad es también valorable, la frecuencia del movimiento o la ocurrencia de este. Es decir, si una heurística tabú es capaz de desarrollar movimientos diferentes con mucha frecuencia, se definirá como una heurística de calidad; mientras, que si por el contrario, la mayoría de estos movimientos tienen características semejantes, la calidad de esta será por ende menor.
3. Influencia: Grado de cambio que tiene cada movimiento en el valor de la solución adoptada.
4. Dependiendo de en qué situación se encuentre el modelo, la influencia que tiene un paso se ponderará más o menos. Esto es, si lo que se busca es una exploración del espacio de soluciones en una región concreta, mientras que esto produzca mejores valores será aceptado, mientras que en otros momentos interesará más movimientos influyentes que lleven a otro tipo de valores.
5. Memoria a corto plazo.
6. Memoria a largo plazo.

Mención aparte con lo referente a las memorias, estas serán muy importantes a la hora de definir una estrategia de movimientos y de búsqueda de soluciones. Por tanto, se le atribuye a cada una sendos apartados.

5.1.3.1 MEMORIA A CORTO PLAZO

La memoria a corto plazo es utilizada para almacenar soluciones o atributos (movimientos, valoraciones, etc.) que hayan sido realizados en últimas instancias, por tanto, sirve para recordar que características llevan a caer en el mismo tipo de soluciones. De este modo, un objetivo principal de este tipo de memoria es evitar caer en bucle (sobre todo a la hora de focalizar la búsqueda en una región del entorno de soluciones), penalizando estos.

De este modo, se puede castigar la búsqueda dentro de una misma región, aprovechando así para diversificar los tipos de soluciones y aumentar la velocidad de exploración del espacio admisible de posibles resultados, etiquetando como tabú aquellas que han sido visitadas recientemente y beneficiando de tal manera aquellas que todavía no han sido clasificadas.

Eliecer (2014) desarrolló un gráfico (Ilustración 5-2: “Gráfico de la memoria a corto plazo”) que muestra las

etapas que sigue la búsqueda tabú en cuanto a la memoria a corto plazo:

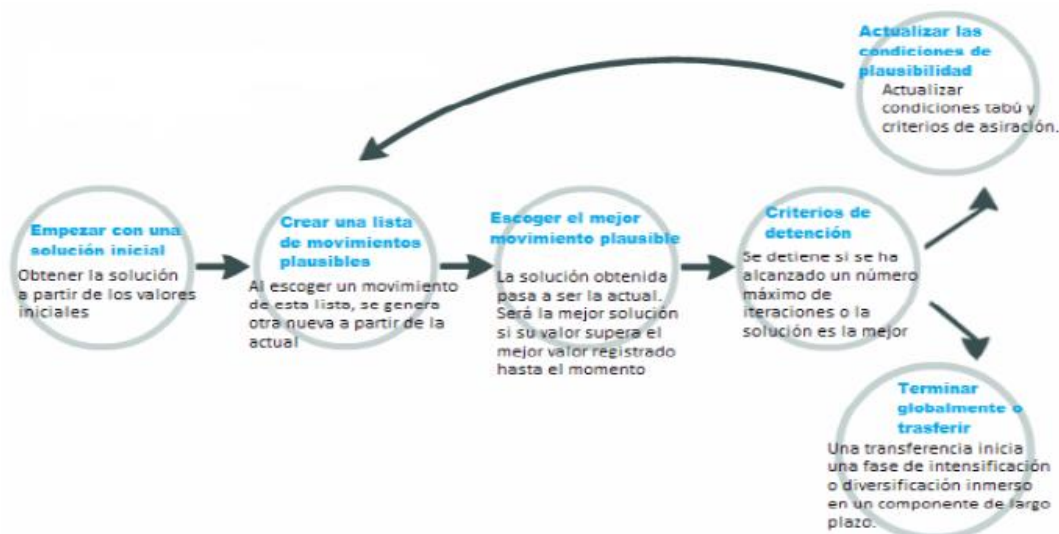


Ilustración-5-2: Gráfico de la memoria a corto plazo

5.1.3.2 MEMORIA A LARGO PLAZO

Tal y como se ha podido observar en el apartado anterior, la memoria corta es bastante útil en cuanto al corto plazo y es, en ocasiones, adecuada para resolver problemas de determinadas características.

Sin embargo, se podría mejorar la búsqueda tabú implementando, además de la memoria a corto plazo, estructuras pertenecientes a la memoria de largo plazo que permitan adoptar unas estrategias más eficientes.

A través de dos técnicas conocidas como intensificación o diversificación, la memoria a largo plazo es capaz de centrar la búsqueda hacia regiones potencialmente atractivas, o de manera contraria, diversificar la búsqueda en zonas no recorridas. Esto permite al algoritmo tabú obtener soluciones denominadas como élite, soluciones muy buenas, con además poco gasto computacional.

Frecuencia:

La memoria de frecuencia para la memoria a largo plazo se sirve de dos tipos de indicadores:

1. Indicados de permanencia: relaciona el número de veces en el cual la solución escogida contenía determinado tipo de atributo entre el total de iteraciones llevadas a cabo en el proceso de búsqueda, el valor máximo del numerador o la suma de todos los numeradores.
2. Indicadores de transición: Es una división en la cual el numerador lo conforma el número de veces que un determinado tipo de movimiento ha sido llevado a cabo o un tipo de atributo sale o entra de la solución. El denominador es el total de iteraciones llevadas a cabo en el proceso de búsqueda, el valor máximo del numerador o la suma de todos los numeradores.

Por ejemplo, en el problema del viajero, un indicador de permanencia pudiese ser el total de veces que una ciudad se ha encontrado en una determinada posición de la solución, mientras que un indicador de transición, el total de veces que dos ciudades intercambian su posición.

Estrategias de intensificación

Para poder explorar en profundidad una región del espacio de soluciones se utilizan las estrategias de intensificación. Estas permiten focalizar la búsqueda de soluciones en ciertos atributos o características.

- Fomentando que aparezcan ciertas características en las nuevas soluciones
- Volviendo a soluciones ya exploradas y continuar desde ahí la búsqueda de nuevo de una manera más exhaustiva.

Una manera de llevar a cabo esta estrategia de intensificación consistiría en tener una lista con todas las soluciones obtenidas hasta el momento o al menos las mejores visitadas hasta el momento. Así, a la vez que los

atributos activos que estén funcionando en se momento, se tienen en consideración las características asociadas a las soluciones guardadas en la lista. De esta manera, se tienen en cuenta los atributos pero se le permite al proceso de búsqueda seguir otro camino y así profundizar en la búsqueda.

Otra manera de adoptar una estrategia de este tipo es a través de la descomposición de las soluciones de partida mediante la combinación de atributos previamente coleccionados.

Estrategias de diversificación:

Con este tipo de estrategias lo que se pretende es expandir el proceso de búsqueda, descubriendo regiones del espacio de soluciones no exploradas hasta el momento. Para ello, es muy importante permitir en una primera instancia que la función objetivo empeore para poder encontrar atributos no hallados hasta el momento.

Estructura del proceso:

Ambas estrategias son mezcladas con técnicas de memoria a corto plazo. De modo que al final de cada iteración se comprobará que han sido satisfechas las búsquedas en cuanto a las estrategias de intensificación y diversificación propuestas.

5.1.4 CONSIDERACIONES FINALES

Este tipo de metodología permite realizar procesos de búsqueda en problemas combinatorios con pocos recursos combinatorios, basándose en la acumulación de información durante el proceso de búsqueda y acompañándose de técnicas de memoria a corto y largo plazo.

De manera conjunta, decir que, aunque se presenta una muy buena metaheurística, esta no garantiza el encontrar un óptimo global de carácter general al problema, pero si una amplia exploración de soluciones.

5.2 ALGORITMO GENÉTICO

La técnica heurística conocida como algoritmo genético tiene su origen en el proceso de adaptación de los seres vivos. Este proceso de adaptación tiene lugar dado a las necesidades de estos para situarse en su entorno, consiguiendo evolucionar a especies que sean capaces de sobrevivir mejor en el entorno dado.

Este algoritmo fue propuesto por Holland en el año 1975, y desde entonces su uso ha sido ampliamente aplicado a multitud de problemas aplicados a la ingeniería de organización, transportes, distribución en planta y de índole electrónica entre otros. Este algoritmo permite evolucionar soluciones dadas a través de un proceso de combinación, probando cada una de estas soluciones y desechándola si es peor que la anterior y seleccionándola si es mejor, tal y como efectúa la evolución sobre los seres vivos.

El algoritmo en sí y a modo de resumen actúa de la siguiente manera: a través de una solución inicial lograda a través de cualquier proceso heurístico o siendo esta una solución aleatoria, se realizan operaciones de combinación a través de las cuales se obtienen nuevas soluciones. Una vez se tienen, se evalúan en una función de evaluación y se realiza el proceso de selección.

Antes de continuar con el tema, comentar que los algoritmos genéticos, tal y como se puede interpretar, pertenecen a las denominadas técnicas evolutivas. Técnicas que generan poblaciones y entre estas escogen la que mejor se adapta al entorno del problema.

El esquema de la explicación del presente algoritmo se organiza en los siguientes puntos:

1. Introducción a la meta-heurística
2. Definiciones y conceptos
3. Codificación de la solución
4. Tipos de cruce, selección y mutación.
5. Método
6. Conclusión y justificación final de este algoritmo

5.2.1 DEFINICIONES Y CONCEPTOS

De manera igual que en el apartado anterior, se empiezan explicando los conceptos necesarios para la correcta

comprensión del algoritmo.

En el sentido evolutivo y natural de este proceso, es necesario destacar que la información genética de los seres vivos se almacena en los cromosomas, estos que a su vez son aglutinados en genes responsables de las características que llevarán al individuo desarrollarse de una forma u otra tienen su traducción al algoritmo genético, siendo estos parte de la codificación de la solución.

La información contenida en los cromosomas es denominada genotipo. La característica de cada genotipo se desempaqueta después a través de unas enzimas y estas generan lo que son los rasgos del futuro individuo. Estas características también conocidas como fenotipo permitirán que el individuo sea capaz en un futuro de adaptarse a las condiciones naturales del espacio en el que reside.

De esta manera, se comportan igual los algoritmos genéticos. Estos guardan la información de la solución en un vector de valores que hace la función de genotipo. A esta cadena de valores que guarda toda la información de la solución hace la misma función que desempeñaría el fenotipo, categorizar la funcionalidad de la solución en el problema, medido a través de una función de evaluación. A continuación, se puede observar la similitud en cuando al algoritmo tanto en el ámbito biológico como en el heurístico (Ilustración 5-3: “Representación del Algoritmo genético”; Fuente: “UPM:” *Metaheurísticas*):

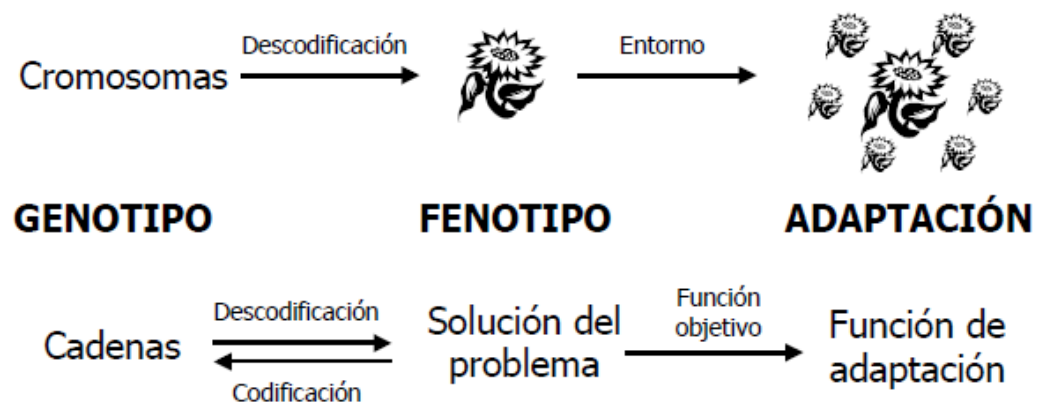


Ilustración 5-3: Representación del Algoritmo genético

De esta manera el individuo en el algoritmo genético, es una cadena de valores que a través de una función de evaluación es medido en cuanto a su bondad para la adaptación al problema que haría de entorno natural biológicamente hablando.

5.2.2 CODIFICACIÓN DE LA SOLUCIÓN.

Para que el algoritmo pueda trabajar en la búsqueda de la solución hará falta modular la solución en forma de matriz o vector para que esta a través de las diferentes opciones que tiene pueda combinarse para que el algoritmo se desarrolle.

La codificación así misma tiene que permitir a la función de evaluación calcular el valor sobre esta. Entonces, como podrían codificarse las soluciones:

- **Codificaciones binarias:** Las diferentes posiciones del vector corresponden a un valor de la solución y si se activa de la solución se corresponde a un uno, mientras que no, se corresponderá a un cero. Este tipo de codificación es el que más se ha usado en la literatura, tratando de obtener ventajas derivadas del empleo de diferentes operadores, correspondientes a las diferentes maneras de efectuar el cruce (explicado más adelante)
- **Codificaciones no binarias:** son menos empleadas que las anteriores, pero aun así abundan en la literatura, ya que son capaces de ofrecer ciertas ventajas. En el ejercicio presentado se ha usado este tipo de codificación, ya que le permitirá al problema variar el orden de los nodos para simplificar a la función de evaluación la tarea de evaluar la solución.

5.2.3 TIPOS DE CRUCE

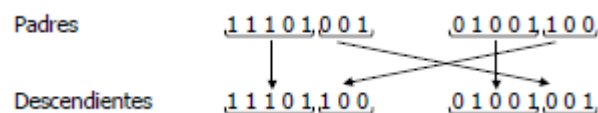
En este apartado lo que se pretende es explicar los conceptos básicos a la hora de programar un algoritmo genético. Estos parámetros son aplicados durante el proceso de selección de una solución. Estos aspectos contribuyen a la solución en dos diferentes aspectos principales:

1. Intensificar la búsqueda de una mejor solución (cruce, selección y reducción): Estos algoritmos ayudan a eliminar soluciones que o ya no nos interesan o no son lo suficientemente buenas como para pertenecer al conjunto de soluciones posibles a seleccionar.
2. Diversificar el espacio de soluciones (mutación): Este tipo de técnicas ayudan al algoritmo a esparcir la búsqueda dentro del espacio de soluciones admisible, permitiéndole a este encontrar soluciones que de otra manera antes, le hubiese costado más trabajo encontrar.

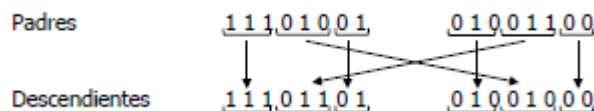
Cuando se habla de cruce se habla de la recombinación de la solución con el objetivo de encontrar nuevas soluciones mejores que las anteriores y podría considerarse este como el parámetro y operador más importante de todos en esta técnica metaheurística. Este operador cruza los elementos de la solución de manera que busca reunir las mejores características de los individuos padre, concentrando estas en el individuo hijo.

La manera en la que este operador trabajo está muy relacionada con la manera en la que se codifica la solución. Así para las soluciones codificadas de manera binaria, podrían darse, por ejemplo, los siguientes tipos de cruce:

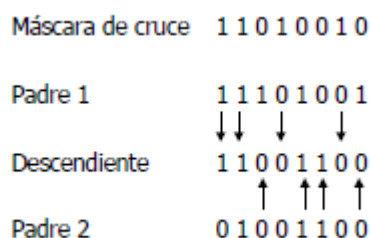
1. Operador de cruce simple: Un punto del vector de soluciones es seleccionado en los padres y a partir de ahí una nueva solución es generada, combinando sendas partes resultantes de los cortes:



2. Operador con dos puntos de corte. De la misma manera que el anterior, se deciden dos puntos de cruce, que dividirán la solución en 3 partes, estas partes se combinarán entre los padres, dando lugar a la solución final. A continuación una figura que detalla lo anterior:



3. Operador de cruce conforme a una máscara de cruce: en el presente operador, la solución se obtiene de acuerdo con un criterio definido previamente en una máscara. En el ejemplo de la gráfica de abajo, la máscara es una cadena de unos y ceros, de manera que si el valor es un uno, la descendencia, para esa posición tomará el valor de la solución del padre 1, mientras que por el contrario, si es cero, tomará el valor del padre 2 si es 0.



5.2.4 SELECCIÓN

Gracias a este operador se consigue obtener el grupo de individuos de la población actual que conformarán los padres de una nueva solución.

La técnica tiene diferentes maneras de efectuar este proceso, ya que no siempre escogerá los mejores padres de toda la solución. Para conseguir una mayor superficie a cubrir en el espacio de soluciones, el método seleccionará unas soluciones al azar (ya pueden ser 3, 4, 5, las que el programador quiera) y de estas soluciones escogerá las

dos mejores. Este es un proceso que mejora la diversidad de soluciones en el problema, y que por tanto, permitirá esparcir la búsqueda por una mayor superficie del espacio posible.

5.2.5 MUTACIÓN

Con los operadores anteriores se logran soluciones que son capaces de mezclar características que están presentes en los individuos que conforman a los padres de la solución. Aun así, existe otro operador que logra adaptar nuevas soluciones, produciendo cambios aleatorios en una solución ya conforme. De esta manera, se logra explorar características que no se encontrarían de otra manera. Así, gracias a la mutación, se logran introducir modificaciones que permite a la descendencia diversificar la generación de soluciones.

De manera similar a los apartados anteriores, se expone una figura explicativa de lo que sería la mutación:

Si la probabilidad con la que aparece la mutación es muy pequeña, es complicado que volviesen a aparecer

Individuo antes de la mutación	1 1 0 1 0 0 1 0
	↓
Individuo tras la mutación	1 1 1 0 1 1 0 1

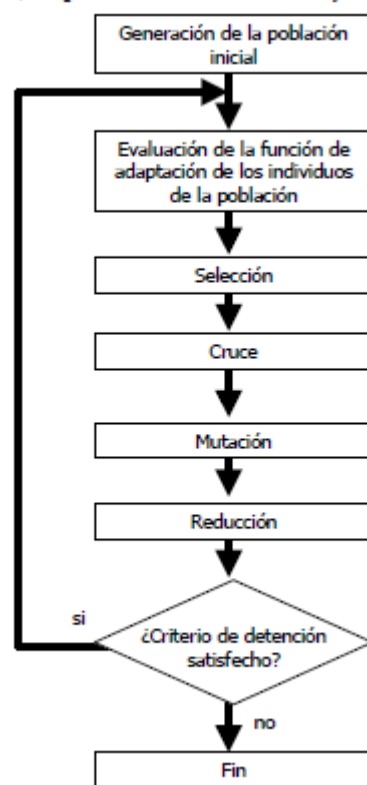
características que fuesen abandonadas en el cruce. En cambio, si la probabilidad de que ocurra la mutación es elevada, será fácil que las características ya visitadas previamente hagan presencia de nuevo.

5.2.6 MÉTODO

Antes de finalizar con esta sección del trabajo, se expone brevemente en qué consistiría el algoritmo, haciendo énfasis en todo lo que se ha mostrado hasta ahora, y haciendo hincapié en la última parte de este algoritmo, menos desarrollada hasta ahora. De manera, que explicado paso a paso, el algoritmo genético, contaría con las siguientes fases:

1. Generación de una población inicial, se trata de una primera población partir de la cual el método comenzaría a funcionar. Esta situación inicial puede darse de diferentes maneras, puede ser una solución aleatoria encontrada de cualquier manera o por el contrario puede encontrarse en base a una heurística aplicada previamente al método.
2. Una vez el algoritmo ha comenzado a funcionar, este evalúa las soluciones y como las diferentes se adaptan al problema en cuestión. Este es un proceso muy importante, ya que a partir de aquí se verán que características son las que mejor se adecúan al problema, y por tanto, será a partir de este paso en el cual el método comience a funcionar.
3. Selección de los padres para generar un nuevo individuo.
4. Una vez se tienen los padres después del proceso de selección, se aplican los operadores de cruce, generando el nuevo individuo.
5. Se le aplica el operador mutación a la solución, dependiendo de la probabilidad esta será llevada a cabo o no.
6. Reducción: este operador consiste en eliminar de la población inicial una solución con el objetivo de dar cabida a esta nueva solución. Este proceso se dará dependiendo de unos ciertos aspectos. En la mayoría de las veces esto ocurrirá solo si la solución es mejor que las anteriores, pero puede darse el caso con el objetivo de aumentar la diversificación del campo de trabajo, que también entre aunque sea incluso peor. De la misma manera que la selección, con el fin de no eliminar siempre las peores soluciones de la población, se seleccionarán unas cuantas soluciones y se echarán en un “torneo” entre ellas, de manera, que aquella solución que peor resulte será la que fuere eliminada. Este torneo consiste en una evaluación de las soluciones y su adaptación al problema.

7. Finalmente se cerraría el ciclo si las condiciones de parada se han cumplido (número de iteraciones, tiempo del algoritmo, etc.). Si no, el algoritmo empezará de nuevo hasta que estas hayan sido satisfechas.



Con esto el método del algoritmo genético quedaría explicado. A continuación se procede con unas conclusiones finales que ayudarán al lector a entender porque este algoritmo es usado y la razón de su uso en el ejercicio.

5.2.7 CONSIDERACIONES FINALES

Los métodos evolutivos y en concreto el algoritmo genético, constituyen una saga de metaheurísticas que llegan a aplicarse a una amplia variedad de campos. Además, cuentan con una gran variedad de información, ya que son métodos que han sido muy estudiados y aplicados a lo largo de los últimos 30 años. En concreto, su particularidad reside en el estudio de una población a la cual a través de diferentes operadores, es capaz de combinarlas, pudiendo hacer un estudio en profundidad de muchas de las características que afectan a la adaptación de una solución al problema, tratando así de lograr soluciones que mejoren la calidad de la respuesta al problema.

5.3 RECOCIDO SIMULADO.

En palabras de Álvaro García Sánchez, profesor de la universidad politécnica de Madrid, el algoritmo del recocido simulado estaría definido de la siguiente manera:

La técnica del recocido simulado fue formulada por Kirkpatrick, Gelatt y Vecchi en 1983. Esta técnica está inspirada en el proceso de solidificación de los sólidos. En este proceso, a medida que baja la temperatura el sólido va modificando su configuración. Cada una de las configuraciones tiene asociada una energía determinada. Por otro lado, a medida que la temperatura decrece, el conjunto de configuraciones que puede adoptar el sólido (y por lo tanto los diferentes estados de energía) se va restringiendo.

Con una velocidad de enfriamiento muy rápida se obtienen sólidos no cristalinos, porque partiendo de estados energéticos elevados la temperatura desciende rápidamente y las moléculas no pueden reconfigurarse para adoptar configuraciones cada vez más estables (con menor energía) debido a que, como se ha dicho, las posibles configuraciones se reducen conforme disminuye la temperatura.

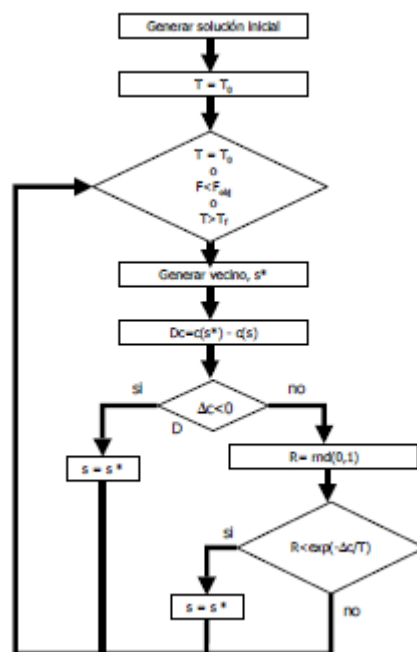
El recocido simulado trata de hacer mínima una función, que hace las veces de nivel de energía del sólido. A lo largo del proceso se van explorando diferentes soluciones, que en términos del proceso de solidificación equivalen las diferentes configuraciones que puede adoptar el sólido. Igual que en el proceso de solidificación, en el recocido simulado se define una variable temperatura, T , que influye en las posibles soluciones a las que se puede acceder en cada iteración.

El recocido simulado ha sido aplicado, entre otros, a los siguientes campos: diseño de circuitos, comunicaciones, Investigación operativa, Física y Geofísica, Biofísica, Bioquímica y Biología molecular.

5.3.1 Descripción del proceso

Partiendo de una solución inicial y de una temperatura inicial, se exploran un número L de soluciones vecinas. Tras examinar cada solución vecina, si ésta es mejor que la solución de partida, se acepta como nueva solución. Si es peor, se admitirá como nueva solución con una determinada probabilidad: donde Δf es el incremento de la función objetivo, T es la temperatura

La probabilidad de aceptar una solución cuyo valor de la función objetivo es mejor que la actual es mayor cuanto mayor sea la temperatura y cuanto menor sea el incremento de la función objetivo que se trata de minimizar.



El proceso anterior se repite hasta que se cumple alguna determinada condición.

Por lo tanto, antes de comenzar el proceso es necesario definir una solución inicial, un vecindario y una manera de acceder a las soluciones vecinas, una temperatura inicial, una temperatura final y una ley de enfriamiento y un criterio de detención.

Una solución inicial

Como en las técnicas anteriores, la solución de partida puede ser una solución obtenida a partir de una técnica más sencilla, o de forma aleatoria o bien a partir de una solución conocida del problema considerado.

Vecindario

Debe establecerse cómo se generan las soluciones que conforman el vecindario dada una determinada solución y la forma de seleccionar una de ellas, como candidata a ser la nueva solución.

Temperatura inicial

Conviene definir una temperatura inicial de manera que la aplicación de la técnica sea suficientemente robusta, es decir, que la solución alcanzada no dependa de la solución de partida. Esto se traduce en una temperatura inicial suficientemente alta que permita movimientos erráticos al principio del proceso.

Por otro lado, conviene que el proceso sea eficiente y no admita movimientos de empeoramiento *desorbitados*.

Por ello conviene establecer la probabilidad, ϕ , de aceptar una solución *Scand* que sea un μ por uno peor que la inicial S_0 . De acuerdo con esto, y si f es la función objetivo, es posible determinar la temperatura inicial:

$$\left. \begin{aligned} \Delta f = f(S_{\text{cand}}) - f(S_0) &= (1 + \mu)f(S_0) - f(S_0) = \mu S_0 \\ \phi &= e^{-\Delta f / T_0} \end{aligned} \right\} \quad \phi = e^{-\frac{\mu T_0}{f(S_0)}} \Rightarrow T_0 = \frac{\mu}{-\ln(\phi)} \cdot S_0$$

Velocidad de enfriamiento

La velocidad de enfriamiento puede ser de tipo aritmético, geométrico, etc. Existen estudios que analizan diferentes velocidades.

Temperatura final

En teoría, la temperatura final del proceso de búsqueda debería ser 0. Sin embargo, la probabilidad de aceptar movimientos de empeoramiento se hace muy pequeña sin necesidad de alcanzar los 0 grados.

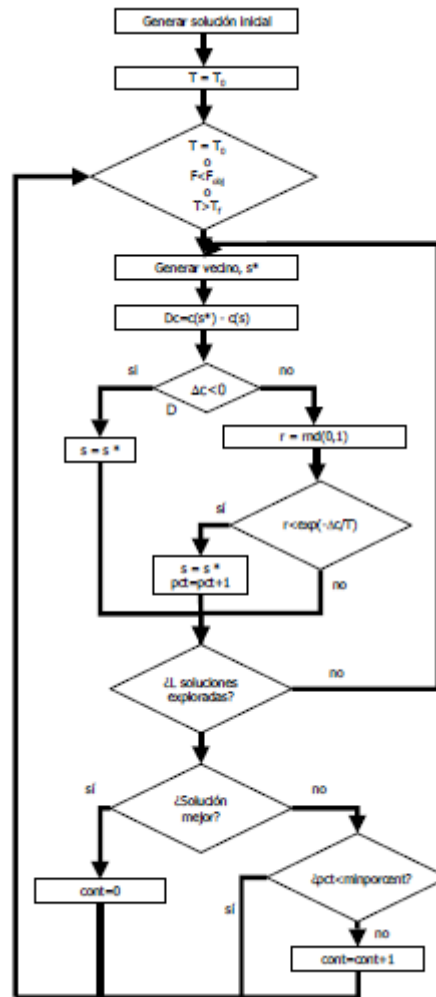
Criterio de detención

Como en las técnicas anteriores, el criterio de detención puede ser haber superado un determinado tiempo de computación, el número máximo de iteraciones o un número de iteraciones sin haber mejorado la solución o haber alcanzado un determinado valor de la función objetivo.

Además, en esta técnica, opera un criterio adicional de detención que es el de la temperatura final, de manera que al alcanzarla, el procedimiento se detiene.

Por último, conviene señalar un criterio de detención adicional para el caso en el que el proceso se detiene cuando durante un número determinado de iteraciones (cada una de ellas a una determinada temperatura) no se ha mejorado la solución.

Tras realizar las L exploraciones correspondientes a una determinada temperatura puede ser que no se considere la iteración correspondiente a dicha temperatura en el cómputo de iteraciones en las que la solución no ha mejorado. Esto es así, si el porcentaje de soluciones de empeoramiento aceptadas es superior a un determinado valor. En este caso, se considera que aunque el proceso no ha mejorado la solución, no conviene penalizar (anotándolo en el contador de iteraciones sin mejorar la solución) porque existe la posibilidad de acceder a regiones interesantes. En este caso, el flujograma quedaría como se muestra en la figura:



5.3.2 CONSIDERACIONES FINALES

El recocido simulado puede ser formulado en términos de cadenas de Markov, lo cual ha permitido estudiar aspectos relativos a las configuraciones más adecuadas del la técnica y la convergencia del proceso de búsqueda (Aarts et al., 1986, Otten y van Ginneken, 1989, Sadiq y Habib, 1999 y Aats y Korst, 2001). Se ha demostrado que si el recocido simulado opera durante un tiempo infinito la probabilidad de alcanzar una solución no óptima es cero. Sin embargo, para que el proceso sea eficiente se debe establecer un número limitado de exploraciones en cada temperatura. La temperatura inicial debe ser suficientemente alta como para que la probabilidad de aceptar cualquier solución al comienzo sea prácticamente.

6 SELECCIÓN DE LOS PARÁMETROS

Con el objetivo de resolver el ejercicio, es necesario investigar qué parámetros utilizar en cada situación. Para cada metodología, se estudiará como los parámetros afectan a la solución. De esta manera, la evaluación posterior de cada caso estará basada en los parámetros estudiados en esta sección. En cada evaluación, se medirá dos aspectos principalmente:

1. Calidad de la solución. Se podrá observar como de bueno es el resultado dado para cada problema dependiendo del coste.
2. Tiempo requerido. Cuánto tiempo tarda el método en resolver el ejercicio con los parámetros dados.

Para la evaluación, se van a escoger 3 escenarios con diferentes características. Gracias a esta diversidad, se podrá tener una visión más general a la hora de seleccionar los parámetros.

1. El primer escenario de todos es el que se corresponde con la primera situación de la batería de problemas. Se escoge este escenario debido a que cuenta con unas ventanas temporales iguales para todos los nodos (excepto el nodo depot que siempre está abierto). Estas ventanas temporales tienen 20 unidades de tiempo.
2. El segundo escenario representado es el sexto de la batería de problemas. La diferencia con respecto al anterior es que en este solo la mitad de los nodos tienen ventanas temporales. Además estas ventanas ahora cuentan con un tamaño de 60 unidades temporales.
3. El tercer escenario escogido es el undécimo de la batería de problemas. En concreto, en este problema no existen restricciones de tiempo de ningún tipo.

Con el objetivo de explorar las técnicas a usar, es necesario comprobar el comportamiento de estas para diferentes valores de los parámetros. De esta manera, a continuación, se presentan las metodologías con las características que van a ser estudiadas en este apartado:

1. Búsqueda tabú. Para esta metodología, lo ideal es trabajar con los dos parámetros principales: el número de iteraciones y el tamaño de la lista tabú respectivamente. En cuanto al número de iteraciones, se variará en el siguiente orden: 20, 40, 60, 80, 100, 125, 150, 200, 300, 500; de esta manera, se logra ver el comportamiento del algoritmo en un rango amplio de repeticiones. Con respecto al tamaño de la lista, se mantendrá siempre igual a la mitad del número de nodos que halla en el ejercicio.
2. Recocido simulado. Para esta técnica, el objetivo es variar los valores de la temperatura máxima, dejando el coeficiente de enfriamiento y la temperatura mínima siempre en los mismos valores. La temperatura máxima tendrá los siguientes valores para las diferentes evaluaciones: 30, 60, 90, 120, 150, 200, 250, 300, 400, 500.
3. Algoritmo genético. Solo se tendrá en cuenta el número de iteraciones que lleva a cabo el algoritmo. Los valores que se estudiarán son los siguientes: 1000, 2000, 3000, 5000, 10000, 20000, 30000, 40000, 50000 y 100000.

Cada uno de los parámetros nos dará unos resultados diferentes en función de calidad y tiempo. A priori lo que se espera es una mejora de la calidad de la situación conforme aumentan las iteraciones y un aumento considerable del tiempo de la misma manera. Asimismo, lo que se pretende comprobar variando los diferentes parámetros de las metodologías es ver como fluctúan tanto los resultados finales como el tiempo de computación y así obtener unos valores eficientes para ejecutarlos en las siguientes secciones.

Cabe decir que solamente se hará un estudio por cada parámetro. De manera que no hay una exploración exhaustiva para cada configuración. En vez de eso se ha preferido evaluar muchos valores y tener una visión mayor de las capacidades de cada metodología. La exploración para cada criterio será llevada a cabo en la siguiente sección, donde con los argumentos fijos, se repita al menos 10 veces cada situación.

A continuación, se exponen 3 subapartados con los resultados de cada ejercicio. En cada uno se verá como afectan los parámetros a la calidad y al coste de cada situación. Se explica toda esta información y se proponen los valores a escoger para el siguiente capítulo, donde se estudian todos los escenarios de la batería de problemas.

6.1 ESTUDIO DE LOS PARÁMETROS PARA LA BÚSQUEDA TABÚ

El estudio de los parámetros se hará de la siguiente manera:

1. Se evaluarán los resultados primero en calidad y después en tiempo para cada situación.
2. Después de evaluar cada situación, se hacen unos comentarios a modo de resumen en los que se propone porque sería mejor una solución u otra.
3. Una vez se hayan evaluado las 3 diferentes situaciones, se exponen cuáles han sido los criterios finalmente escogidos.

Para este primer caso, se han evaluado para los diferentes números de iteraciones, cómo responde el algoritmo. Como se puede apreciar en la Ilustración 6-1: “Resultados ofrecidos por la Búsqueda Tabú en la primera situación”, existen dos curvas; la primera de color azul, representa la evolución en costes para los diferentes números de iteraciones; la segunda, de color rojo, la evolución en tiempo.



Ilustración 6-1: Resultados ofrecidos por la Búsqueda Tabú en la primera situación

Basándose en los resultados con respecto a la calidad de la situación, es posible observar que existe una homogeneidad en cuanto a lo que el algoritmo ofrece. Se observa que la primera solución proporcionada es peor que todas las demás y conforme el número de iteraciones aumenta, la salida mejora. Esta mejora se produce más acentuada al principio, aún así, una vez se han sobrepasado las 80 iteraciones la respuesta que da el algoritmo es muy parecida, situándose alrededor de las 10300 unidades monetarias.

Basándose en los datos que proporciona la curva de tiempo. Es posible apreciar un claro aumento de esta que llega casi a la hora para resolver el último ejercicio con 500 iteraciones. También existe un punto de inflexión a partir de las 200 repeticiones, a partir del cual, la curva se asemeja a una distribución exponencial. De esta manera, a la hora de escoger una solución para los parámetros, será apropiado que estos se encuentren bajo las 200 iteraciones.

Para analizar la segunda situación, la ilustración 6-2: “Resultados ofrecidos por la Búsqueda Tabú en la segunda situación” muestra los resultados de esta. Los parámetros usados para la investigación han sido los mismos a excepción de que ha sido analizado otro caso de la batería de problemas.

En cuanto a la forma de la curva de costes que se muestra, se puede decir que es muy parecida a la mostrada en el caso anterior. Los costes descienden muy rápido en las primeras iteraciones pero, conforme avanza, se mantiene una solución en torno a 9300 unidades monetarias todo el rato. Este proceso se produce a partir de las 80 iteraciones ya que aunque el nivel de calidad ofrecido por el algoritmo mejore aumentando estas repeticiones, bajo el punto de vista del tiempo requerido para la computación, parece que no es eficiente.

Basándose en los tiempos de computación resultantes, se observa de nuevo una curva con una pendiente dígase constante hasta las 200 iteraciones. A partir de este número de repeticiones, el algoritmo muestra una mayor pendiente en el tiempo consumido para resolver el ejercicio. De modo, que la situación dada en el anterior caso ocurre de nuevo: trabajar con más de 200 iteraciones alarga mucho la resolución del problema ofreciendo resultados no mucho mejores que con menos iteraciones.



Ilustración 6-2: Resultados ofrecidos por la Búsqueda Tabú en la segunda situación

De manera similar a como se ha hecho previamente, se hace un estudio con el undécimo caso de la batería de problemas. En este caso, se ha procedido de la misma manera que en los anteriores: investigando en términos de coste y tiempo los resultados que da la búsqueda tabú para las diferentes configuraciones.

En la Ilustración 6-3: “Resultados ofrecidos por la Búsqueda Tabú en la tercera situación” se muestran las curvas de coste y tiempo. En este caso, a diferencia de los anteriores se puede observar un curioso fenómeno: para mayor número de iteraciones ha respondido con soluciones de peor calidad. Esto lleva a pensar para una posterior selección de los parámetros que una elección de muchas iteraciones no tiene porque mejorar la solución. También lo que se aprecia de nuevo con respecto al resto de las metodologías vistas es que la calidad que obtiene este método es mucho mejor. En pocas iteraciones ha sido capaz de descender a valores muy bajos

(Menos de 9400). Esto es importante, ya que para cuando se escojan las características finales del algoritmo no será necesario aumentar el número de iteraciones mucho para tener buenos resultados, sino que se podrán sacrificar ciertas mejoras por tener mejores tiempos.

De la misma manera, se observa que la curva del tiempo consumido aumenta de manera exponencial. Este dato, certifica las conclusiones expuestas en el párrafo anterior, ya que una alta selección de iteraciones lleva asociado tiempos muy largos de computación.



Ilustración 6-3: Resultados ofrecidos por la Búsqueda Tabú en la tercera situación

Una vez que han sido estudiados todas las situaciones se pueden sacar ciertas conclusiones en claro:

- Es el algoritmo que proporciona las mejores soluciones en términos de calidad.
- En pocas iteraciones es capaz de dar muy buenos resultados
- Los resultados se linearizan con el aumento de repeticiones
- La curva temporal tiene una forma exponencial
- En términos de tiempos de computación, requiere mucha capacidad.
- Muchas iteraciones no garantizan una mejora sustancial de costes.

Con toda esta información se propone usar 60 iteraciones como parámetro para la búsqueda tabú, ya que si analizamos en los distintos casos este número proporciona muy buenos resultados en calidad y consume un término medio de recursos, aproximadamente 10 minutos (600 segundos). Este número de iteraciones va a ser usado para todos los ejercicios que se planteen posteriormente.

6.2 ESTUDIO DE LOS PARÁMETROS DEL RECOCIDO SIMULADO

En esta sección se analiza el comportamiento del recocido simulado, estudiándose diferentes configuraciones de los parámetros (Temperatura máxima, Temperatura mínima y Coeficiente de enfriamiento o Coeficiente Alpha) y viendo como se comporta el algoritmo en las tres situaciones propuestas. La temperatura mínima ha sido fijada en 10, mientras que el coeficiente alpha de disminución de temperatura es 0.01.

Para estudiar el primer caso se puede observar la Ilustración 6-4: “Resultados ofrecidos por el Recocido Simulado en la primera situación”. En la ilustración mostrada, se puede observar como evoluciona la calidad de las soluciones en cuanto a coste y tiempo para las diferentes configuraciones estudiadas. En la gráfica se puede ver en el eje izquierdo el coste en unidades monetarias y en el eje derecho el tiempo requerido para la computación en segundos.

Si se observa la curva azul, que es la que hace referencia a los costes, se observa que la metodología ofrece unas buenas soluciones si lo comparamos con otros métodos (Algoritmo Genético). Aunque haya una tendencia a la mejora, esta no se llega a producir de una forma relevante si se aumenta mucho la temperatura máxima. Este efecto se intuye que ocurre por la propia naturaleza del ejercicio, ya que si se observan los otros algoritmos la solución encontrada no mejora mucho con respecto a esta.

Focalizando la investigación en los tiempos de computación, se observa una pendiente dígame lineal casi durante todo el ejercicio. El tiempo máximo visto llega hasta los 1100 segundos aproximadamente mientras que el tiempo mínimo ronda los 300. Es decir: aunque el algoritmo no da unas soluciones tan buenas como otros métodos, computacionalmente, no requiere mucha capacidad.

Así de esta manera, la relación entre la calidad de la solución y el tiempo requerido no está bien clara. Mientras que la solución mejora conforme aumenta el rango de temperaturas, el tiempo requerido también lo hace pero de una forma mucho más acusada. Por tanto: el equilibrio entre el tiempo que consume el algoritmo y la solución que ofrece es vital.

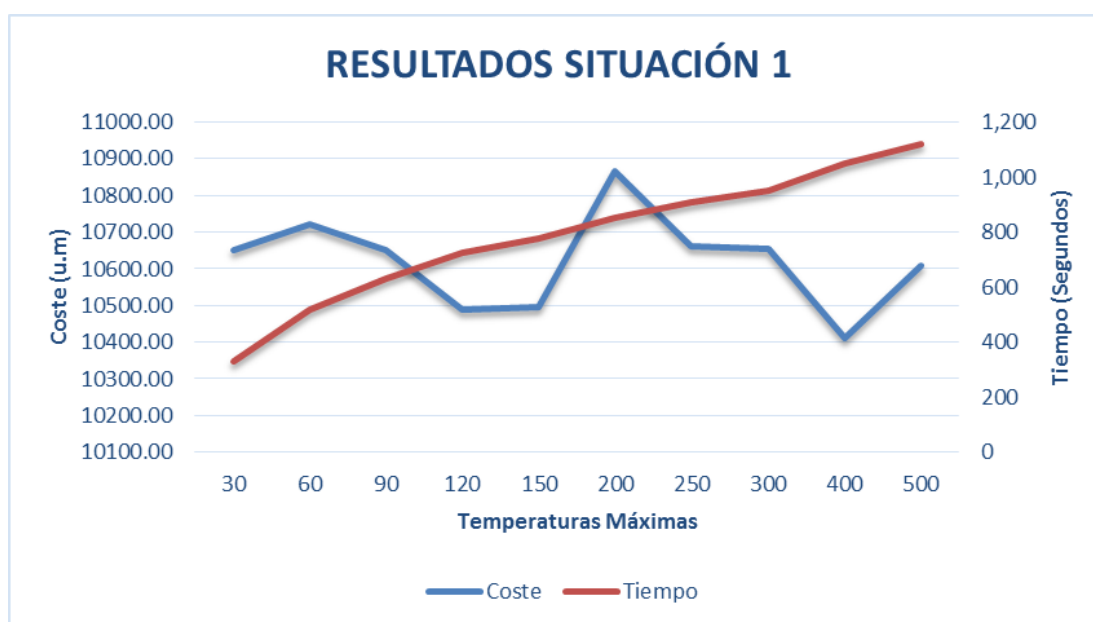


Ilustración 6-4: Resultados ofrecidos por el Recocido Simulado en la primera situación

De la misma manera que se ha hecho con la primera situación, se procede con la segunda. En la Ilustración 6-5: “Resultados ofrecidos por el Recocido Simulado en la segunda situación” se pueden ver sendas curvas referentes a los resultados en tiempo y coste.

De acuerdo a los resultados arrojados por la línea azul que hace referencia a los costes, se puede observar un comportamiento similar al caso anterior: una tendencia a minimizar los costes. Aunque estos se minimizan no se puede decir que este sea un proceso uniforme; por tanto: la elección de los parámetros se basará mucho en los tiempos de computación requeridos por el algoritmo,

El tiempo de computación que el algoritmo requiere se puede observar en la curva roja. En esta curva se observa que la pendiente es, en cierto modo, lineal. Por tanto, al igual que en el caso anterior, se podría decir que la

solución de los parámetros pasa por escoger temperaturas que dan buenos resultados y consumen un tiempo no muy alto, por ejemplo, una temperatura máxima de 120 da un resultado bueno en cuanto a lo que se puede obtener en este algoritmo y consumiría aproximadamente 10 minutos para resolverse.

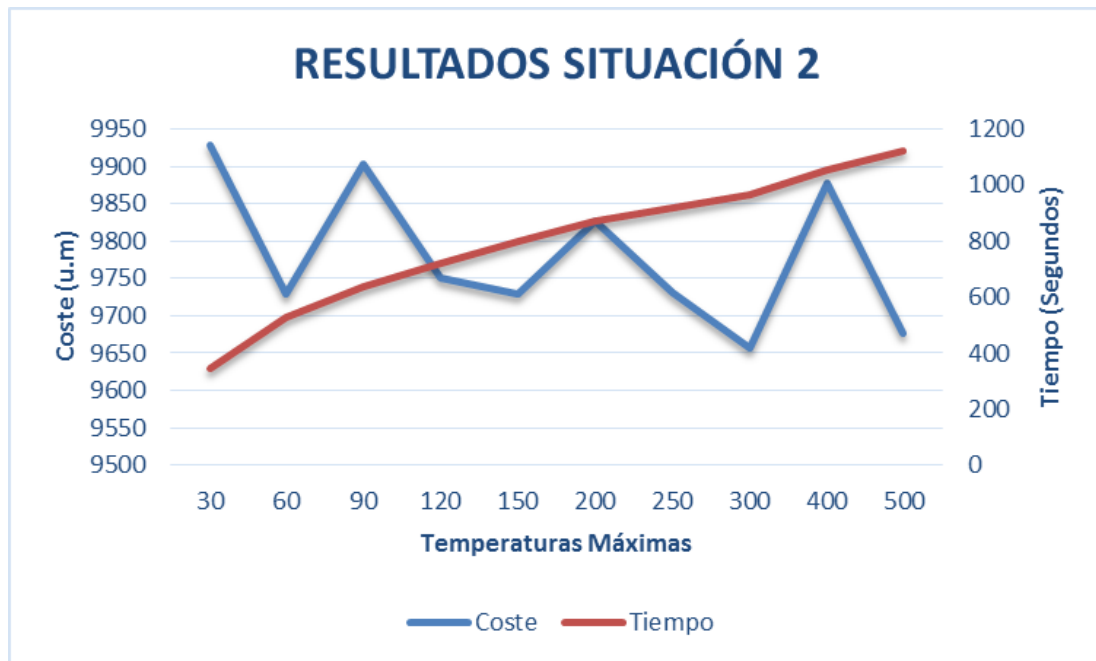


Ilustración 6-5: Resultados ofrecidos por el Recocido Simulado en la segunda situación

En el tercer estudio que se puede ver en la Ilustración 6-6: “Resultados ofrecidos por el Recocido Simulado en la tercera situación” se aprecian los resultados lanzados en esta ocasión.

En términos de coste, es posible ver lo mismo que en casos anteriores. Aunque en términos de magnitud la salida del algoritmo es dígase regular, la homogeneidad de las soluciones no lo es. Esto significa que todos los valores se encuentran en torno a 9500, pero no se aprecia una repetibilidad de la solución tal como se puede ver por ejemplo en la búsqueda tabú. De hecho, en el presente caso, se ve que la mejor solución dista mucho de la tendencia normal.

Otro punto apreciable está en la aleatoriedad del algoritmo, ya que tal y como se aprecia en este caso, mayor temperatura da peores resultados en calidad y tiempo. De manera que se puede anticipar para la selección de los parámetros que no hacen falta temperaturas muy altas para situarse en un rango de soluciones aceptables.

En términos de tiempo decir que existe una tendencia a aumentar de manera lineal. La pendiente de la curva, aunque no sea muy acusada, se produce y de la misma manera produce aumentos en los tiempos de computación que ralentizan la obtención de soluciones. Igual que antes: una buena selección de los parámetros tendrá como objetivo no tener tiempos de computación muy altos.



Ilustración 6-6: Resultados ofrecidos por el Recocido Simulado en la tercera situación

Una vez vistas todas las situaciones, hacer un breve resumen con las principales características observadas durante los ensayos:

- Se trata de un algoritmo que es capaz de dar buenas soluciones (no las mejores) en un rango normal de tiempo.
- Soluciones muy aleatorias. Puede ocurrir que aunque se le pongan temperaturas altas estas no proporcionen las mejores soluciones
- Aumento lineal de los tiempos de computación.
- Una buena selección de los parámetros tendrá como objetivo no tener tiempos de computación muy altos.

Con estas conclusiones se propone la definición de la configuración de los parámetros: Debido al consumo de tiempo y a que con temperaturas normales el algoritmo alcanza buenas soluciones se propone usar 90 como temperatura máxima, esta temperatura permitirá alcanzar suficientes resultados en periodos de tiempo cercanos a los 10 minutos (600 segundos)

6.3 ESTUDIO DE LOS PARÁMETROS DEL ALGORITMO GENÉTICO.

En esta sección se estudian los resultados que da el algoritmo genético para diferentes variaciones de sus parámetros. En primer lugar cabe decir que solo son variadas el número de iteraciones de este, los demás parámetros tales como el punto de cruce o la probabilidad de mutación son fijos para todos los casos. En este aspecto, el punto de cruce del algoritmo genético ha sido fijado en 0,95 y la probabilidad de mutación en 0,05. De esta manera, se le ha dado muy poca influencia a los efectos resultantes de la mutación.

Tal y como se puede apreciar en la ilustración 6-7: “Resultados ofrecidos por el Algoritmo Genético en la primera situación”. El algoritmo genético no es un algoritmo que de unas soluciones muy buenas en comparación con los métodos anteriores.

Tal y como se puede apreciar en la curva azul que representa los costes, los valores están muy por debajo que los anteriores resultados vistos. Lo primero que se observa es que al principio del ejercicio, con muy pocas iteraciones es donde se ha conseguido la mejor solución, pero esto se debe en cierto sentido a la aleatoriedad del

algoritmo, ya que como se puede ver en seguidas pruebas, la solución no muestra unos resultados tan buenos. Conforme avanza el número de iteraciones se aprecia una tendencia a mejorar los resultados, pero muy baja. De este modo, se podría decir que el aumento de iteraciones mejora los resultados pero con un bajo porcentaje.

Por otro lado y basándose en la curva que representa el tiempo, se puede observar que el ratio de computación aumenta considerablemente conforme el número de iteraciones crece. Se puede apreciar de este mismo modo, que el aumento es exponencial y que existe un trazo de la curva más lineal por debajo de las 50000 vueltas.



Ilustración 6-7: Resultados ofrecidos por el Algoritmo Genético en la primera situación

En la segunda situación, representada en la ilustración 6-8:” Resultados ofrecidos por el Algoritmo Genético en la segunda situación”, se puede observar un comportamiento diferente al visto en el anterior caso. Esto se debe a la aleatoriedad del algoritmo genético de hacer unos cruces buenos, de seleccionar unos padres que sean muy compatibles, etc.



Ilustración 6-8: Resultados ofrecidos por el Algoritmo Genético en la segunda situación

Bajo el punto de vista de la calidad contemplado en la curva azul, se puede observar que existe una tendencia que conduce a minimizar los costes. Se observa que los resultados dados en los últimos experimentos son mejores que al principio, de manera que en este caso se puede afirmar que el aumento de iteraciones ha tenido un efecto beneficioso en la calidad de la situación.

Con respecto al tiempo de computación, de nuevo se observa la curva exponencial vista en el caso anterior. De manera, que aunque el coste obtenido sea mejor cuantas más iteraciones se hagan, el tiempo también es mayor.

Finalmente, se estudia el tercer caso, de nuevo con el undécimo ejercicio de la batería de problemas. En la ilustración 6-9: “Resultados ofrecidos por el Algoritmo Genético en la tercera situación”, se pueden apreciar las curvas obtenidas por el programa. En primer lugar, con referencia a la curva azul representando el coste, se observa que estos disminuyen con una clara tendencia llegando a valores por debajo de 12000. Se observa que existe una disminución de aproximadamente 500 unidades monetarias entre las 1000 y las 100000 iteraciones. Esto da a entender, que cambios sustanciales de coste no se dan entre estos números de iteraciones.

Atendiendo a la curva temporal, también es posible ver que esta aumenta de manera exponencial llegando a copar 10 minutos de tiempo de computación. Esto también era posible apreciar en las anteriores situaciones.



Ilustración 6-9: Resultados ofrecidos por el Algoritmo Genético en la tercera situación

Finalmente, para la elección final de los parámetros se tienen en cuenta las siguientes características obtenidas tras el ejercicio:

- Requiere poco tiempo de computación comparado con las demás metodologías.
- No existe un avance sustancial de la calidad de la respuesta conforme aumenta el número de iteraciones.
- Cierta aleatoriedad de las soluciones
- Aumento exponencial de los tiempos de computación.

Con estos resultados y valoraciones se propone como parámetro final 100000 iteraciones. De esta manera, la calidad que tendrá el algoritmo genético será de las mayores estudiadas y consumirá un tiempo de computación de aproximadamente 10 minutos.

7 RESULTADOS

Con el fin de comprobar la funcionalidad de los algoritmos, se ha llevado a cabo la ejecución de estos en las diferentes situaciones de la batería de problemas. De esta manera, se ofrece una evaluación global de las diferentes técnicas a la hora de resolver el problema del acarreo terrestre, comprobando la eficiencia de cada una en términos de calidad y tiempo de computación. También de esta manera y con el objetivo de asegurar la repetibilidad de las soluciones aportadas, cada ejercicio ha sido resuelto 10 veces por cada metodología y a su vez cada ejercicio ha sido solucionado de tres diferentes maneras:

1. Resolver cada una de las situaciones pero solo teniendo en cuenta un 25% del total de los nodos (25 nodos).
2. En la segunda situación, se resuelven los ejercicios de la batería de problemas con 50 nodos.
3. Finalmente, se analizan todos los ejercicios con todos los nodos.

Lo que se plantea para analizar la respuesta de los diferentes algoritmos son los siguientes puntos:

- Mejor solución proporcionada por cada uno de los algoritmos. De esta manera, se es capaz de conocer como de buena es la calidad que puede ofrecer el algoritmo
- Peor solución proporcionada por cada uno de los algoritmos. Así se verá cual es el peor caso dado.
- Distribución de las soluciones aportadas (Solo en el último caso)
- Tiempos mínimos que han necesitado los algoritmos para solucionar los problemas.

De esta manera se pretende conseguir una visión general y completa de cada uno de los algoritmos y la funcionalidad y calidad que son capaces de dar. De manera que los datos se presentarán en dos gráficas diferentes. En la primera, se valorarán en términos de costes las soluciones proporcionadas por los algoritmos. En la segunda gráfica, se hará una valoración de los tiempos de computación que han consumido.

7.1 RESULTADOS EJERCICIO. 25 NODOS

El presente apartado se encarga de analizar los resultados proporcionados al resolver las distintas soluciones. Debido al número de nodos analizados se tendrán en cuenta solo los resultados mínimos ofrecidos tanto en términos de calidad de la situación como en tiempo de resolución requerido. La razón de no estudiar los valores máximos o la distribución de resultados es que el problema no es lo suficientemente grande, y por tanto, no existe una variabilidad suficiente en cuanto a los resultados ofrecidos que permitan estudiar como se comportan estos. Este estudio se realizará en el apartado en el que se tienen en cuenta los 100 nodos.

De este modo, en la Ilustración 7-1: "Resultados mínimos en coste ofrecidos para 25 Nodos" se pueden ver los resultados mínimos ofrecidos en cuanto a costes. En cuanto a las metaheurísticas usadas, es posible observar que mientras que la búsqueda tabú y el recocido simulado tienen unos resultados muy similares, el algoritmo genético proporciona unos resultados considerablemente peores. Esto se debe a la forma en la que hace las combinaciones el algoritmo genético: al hacerse estas de una manera completamente aleatoria y no seguir ningún patrón marcado de búsqueda de mejora proporciona salidas con una peor calidad.

Los resultados ofrecidos se pueden observar en la Tabla 1: "Soluciones ofrecidas para 25 nodos". En esta tabla se encuentran representadas las tres distintas metodologías y las 12 situaciones estudiadas. En amarillo están las mejores situaciones proporcionadas para cada una de las situaciones. Al igual que antes, la búsqueda tabú y el recocido simulado están muy próximas entre ellas, notándose que la búsqueda tabú es capaz de proporcionar mejores resultados en 9 de las 12 situaciones. El recocido simulado da una solución mejor en el caso 6 y se produce un empate en los casos 4 y 8. Con respecto al algoritmo genético se observa un desfase (con respecto a la peor de las otras dos metaheurísticas) en la mayoría de las situaciones de aproximadamente entre 200 y 400 unidades monetarias con respecto al peor de los otros dos algoritmos.

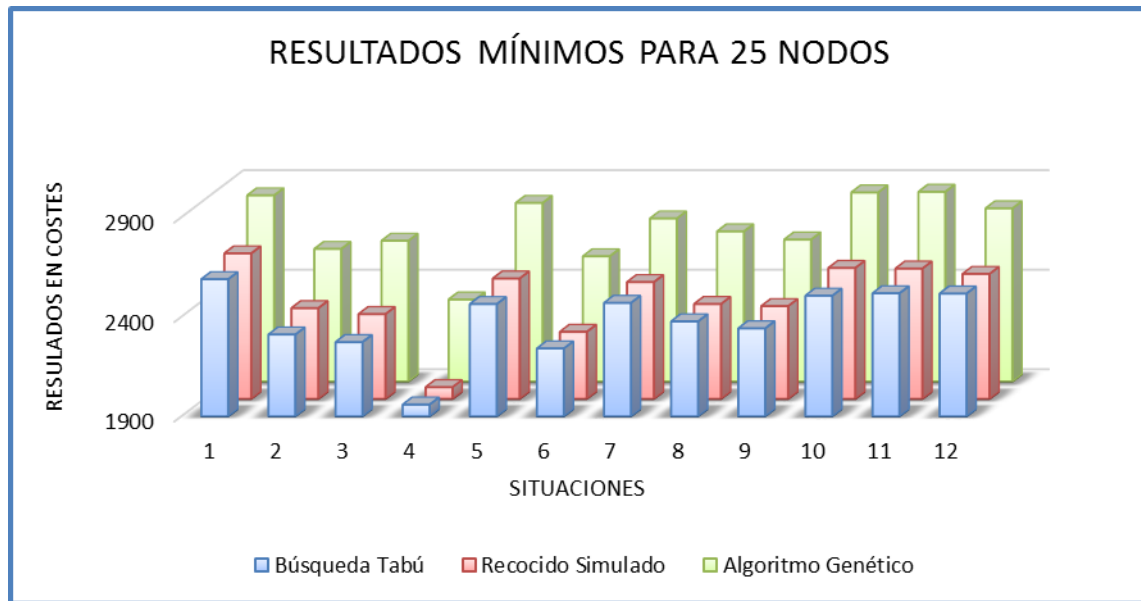


Ilustración 7-1. Resultados mínimos en coste ofrecidos para 25 Nodos

	AG	SA	TS
Situación 1	2835	2631	2589
Situación 2	2566	2356	2311
Situación 3	2607	2326	2273
Situación 4	2312	1959	1959
Situación 5	2797	2505	2464
Situación 6	2529	2237	2241
Situación 7	2719	2487	2470
Situación 8	2654	2377	2377
Situación 9	2613	2366	2342
Situación 10	2850	2558	2506
Situación 11	2853	2555	2518
Situación 12	2770	2528	2517

Tabla 1: Soluciones ofrecidas para 25 nodos

El tiempo consumido por cada una de las metodologías usadas está representado en la Ilustración 7-2: “Resultados mínimos en tiempo para 25 nodos.”. En la ilustración se puede observar notablemente que el tiempo de computación requerido para el algoritmo genético es mucho mayor que para el recocido simulado y la búsqueda tabú. Esto se debe a que mientras que las dos metaheurísticas últimas dependen del número de nodos para el tiempo de computación que necesitan, el algoritmo genético depende de las iteraciones previamente definidas. Esto hace que el algoritmo genético consuma mucho más tiempo de computación que sus dos

compañeras. Así como el algoritmo genético muestra mayores tiempos de computación, la búsqueda tabú proporciona unos resultados muy eficientes; en la mayoría de las ocasiones, es capaz de resolver el caso en apenas 8 segundos. En el caso el tiempo de computación del recocido simulado es aproximadamente 55 segundos de media en la mayoría de las situaciones, esto hace que se encuentre en una posición intermedia entre la búsqueda tabú y el algoritmo genético.

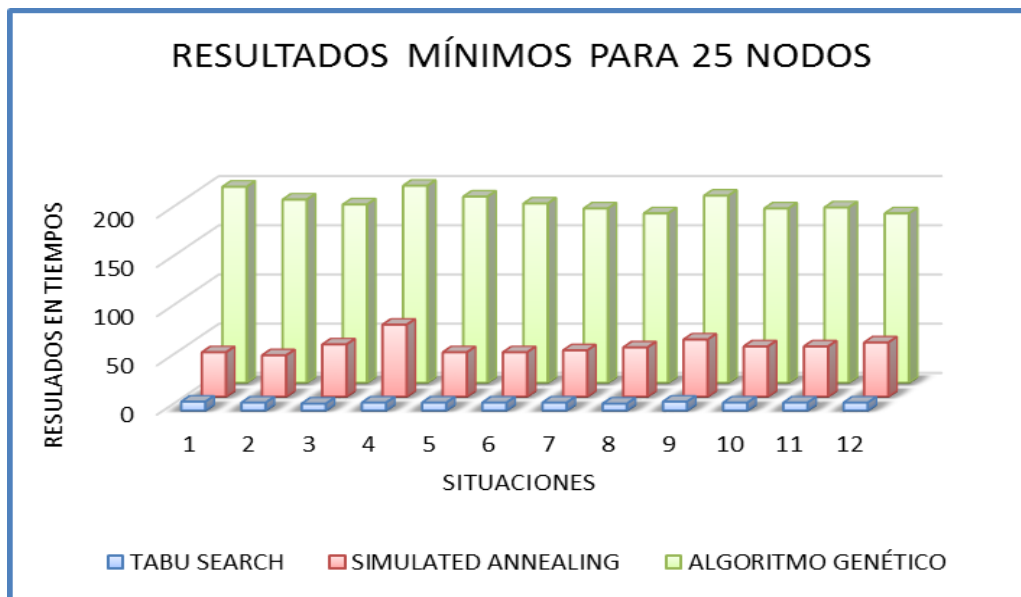


Ilustración 7-2: Resultados mínimos en tiempo para 25 nodos.

De este caso, se pueden sacar dos conclusiones en claro:

1. En términos de calidad de la respuesta, el recocido simulado y la búsqueda tabú funcionan muy bien. Aunque la búsqueda tabú proporciona mejores soluciones en la mayoría de las situaciones el recocido simulado también ha dado resultados buenos, e incluso superiores en algunas fases. Por otro lado, el algoritmo genético no ha conseguido alcanzar el nivel de calidad de las otras dos técnicas ya que la aleatoriedad en la búsqueda de soluciones no le permite seguir un patrón concreto a la hora de buscar una mejoría.
2. La búsqueda tabú sobrepasa notablemente la calidad en cuanto a los tiempos de computación. Esta consigue buenos resultados en poco tiempo a diferencia de las otras dos metodologías propuestas.
3. En términos de eficiencia, se observa que la búsqueda tabú es la metaheurística más eficiente de todas, ya que consigue muy buenos resultados en tiempos mucho menores que las demás en este tipo de problemas de corto alcance. El recocido simulado quedaría por detrás de la búsqueda tabú y, finalmente, el algoritmo genético se sitúa como el peor algoritmo.

7.2 RESULTADOS EJERCICIO. 50 NODOS

Para tener una visión intermedia de que resultados pueden ofrecer las distintas metodologías. De la misma manera que antes se representarán los resultados mínimos ofrecidos por cada una de las metodologías en términos de coste y tiempo.

De manera similar al apartado anterior, se puede observar en la Ilustración 7-3: “Resultados mínimos en coste para 50 nodos” que el algoritmo genético da unas soluciones muy alejadas de las otras dos metaheurísticas. Mientras que la búsqueda tabú y el recocido simulado proporcionan soluciones muy parecidas.

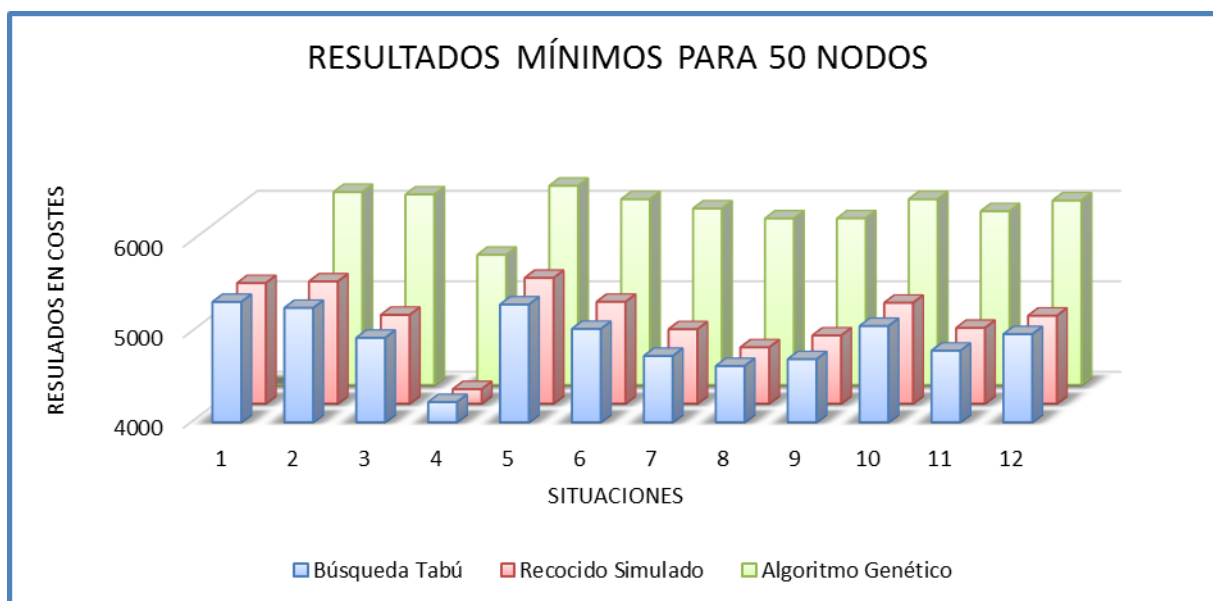


Ilustración 7-3: Resultados mínimos en coste para 50 nodos.

En términos de computación, la tendencia es similar al apartado anterior pero se observan marcadas diferencias. En la Ilustración 7-4: “Resultados mínimos en tiempo para 50 nodos.” se pueden comprobar los resultados con respecto a los tiempos requeridos por las metaheurísticas para resolverse. Previamente, el algoritmo genético tardaba aproximadamente 4 veces más que el recocido simulado en resolver un ejercicio y 25 veces más que la búsqueda tabú. En este apartado, aunque el algoritmo genético siga siendo aquella metodología que consuma más recursos ya no se produce ese efecto. Ahora, el recocido simulado tarda aproximadamente 200 segundos en resolver cada situación, mientras que antes tomaba un tiempo de 50 segundos aproximadamente. De esta manera, se ha multiplicado por 4 el tiempo de resolución del ejercicio cuando el número de nodos se ha multiplicado solo por 2. En el caso de la búsqueda tabú, el algoritmo está tardando de media entre 7 y 10 veces más de tiempo que antes. El resultado de esto da a entender que el recocido simulado y la búsqueda tabú, aumentan el tiempo de computación de manera exponencial conforme aumenta el tamaño del problema, mientras que el algoritmo genético, aunque presente peores soluciones, es capaz de lograr mejores registros de tiempo de computación.

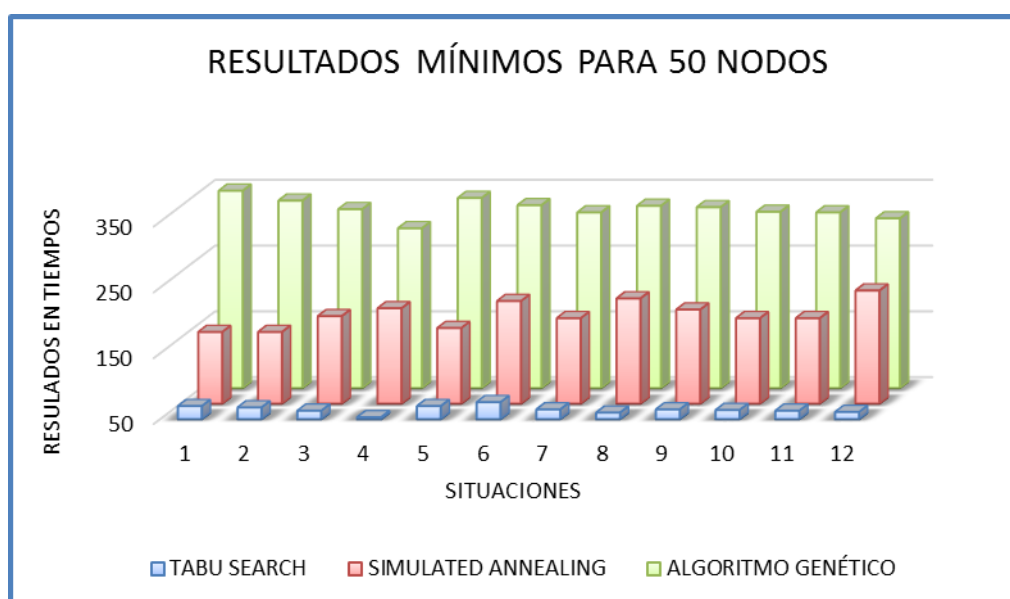


Ilustración 7-4: Resultados mínimos en tiempo para 50 nodos.

Los resultados y las conclusiones que se pueden sacar de este apartado son muy parecidas a las que se obtuvieron en el anterior. La única diferencia que se puede observar es el aumento exponencial de los tiempos de

computación de los algoritmos búsqueda tabú y recocido simulado. Esto hace ver que conforme el tamaño del problema se hace mayor estos algoritmos empiezan a consumir más recursos para poderse resolver mientras que el algoritmo genético se mantiene en la misma línea de demanda.

7.3 RESULTADOS EJERCICIO. 100 NODOS

En este apartado se analizan los resultados obtenidos usando 100 nodos en cada iteración. Los resultados se analizan desde las perspectivas de tiempo de computación y coste obtenido, siendo comparadas las tres técnicas a la vez.

Desde el punto de vista de la calidad para cada situación, se comparan los resultados mínimos obtenidos. En la Ilustración 7-5: “Resultados mínimos en coste para 100 nodos”, se puede observar el resultado en cuanto a los mejores resultados dados se refiere. En esta imagen se puede observar que el algoritmo genético dista mucho en cuanto a calidad de sus metodologías compañeras. Se podría decir que existe una diferencia de aproximadamente 2000 y 2500 unidades monetarias con respecto a la búsqueda tabú y al recocido simulado de manera general. Esto significa aproximadamente que el algoritmo genético proporciona aproximadamente una respuesta un sexto peor generalmente. Entre las otras dos metodologías, se puede recalcar que la búsqueda tabú en 9 de los 12 casos ha dado una respuesta mejor a la ofrecida por el recocido simulado, siendo los casos 4, 8 y 12 las excepciones.

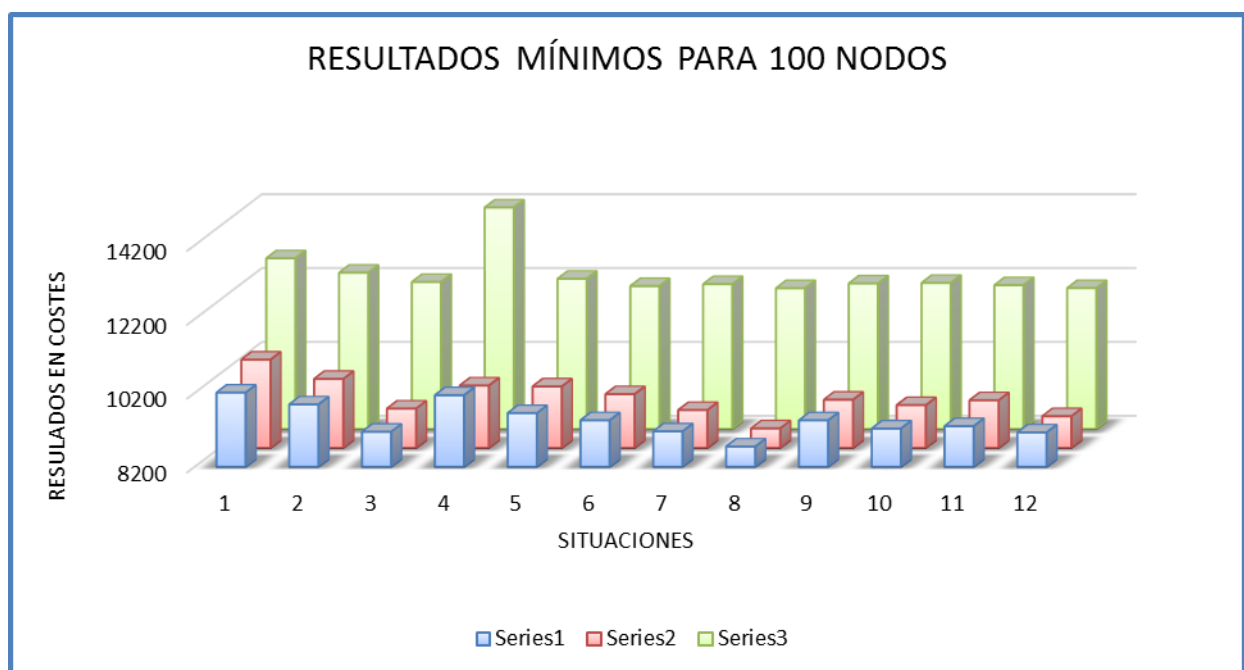


Ilustración 7-5: Resultados mínimos en coste para 100 nodos.

En la Tabla 2: “Resultados de las situaciones para 100 nodos” se puede observar cuáles han sido los resultados finales proporcionados por cada metaheurística a cada solución.

	AG	SA	TS
Situación 1	12823	10590	10208
Situación 2	12432	10069	9888
Situación 3	12182	9265	9148
Situación 4	14344	9890	10138
Situación 5	12269	9865	9653
Situación 6	12071	9655	9460
Situación 7	12124	9225	9158
Situación 8	12014	8728	8748
Situación 9	12142	9505	9458
Situación 10	12157	9358	9235
Situación 11	12096	9490	9300
Situación 12	12016	9058	9129

Tabla 2: Resultados de las situaciones para 100 nodos

En la Ilustración 7-6: “Resultados máximos en costes para 100 nodos”, se pueden observar los resultados máximos ofrecidos por los algoritmos. Es posible ver que se repite la misma tendencia que antes: mientras que el algoritmo genético se sitúa en la peor posición con los peores resultados, la búsqueda tabú y el recocido simulado, se encuentran muy cercanos. De manera parecida a la vista anteriormente, generalmente los resultados ofrecidos por la tabu search son mejores, pero existen tres excepciones en este caso, en el caso 4, 5 y 12 los resultados máximos proporcionados por el recocido han sido mejores que los de la búsqueda tabú.

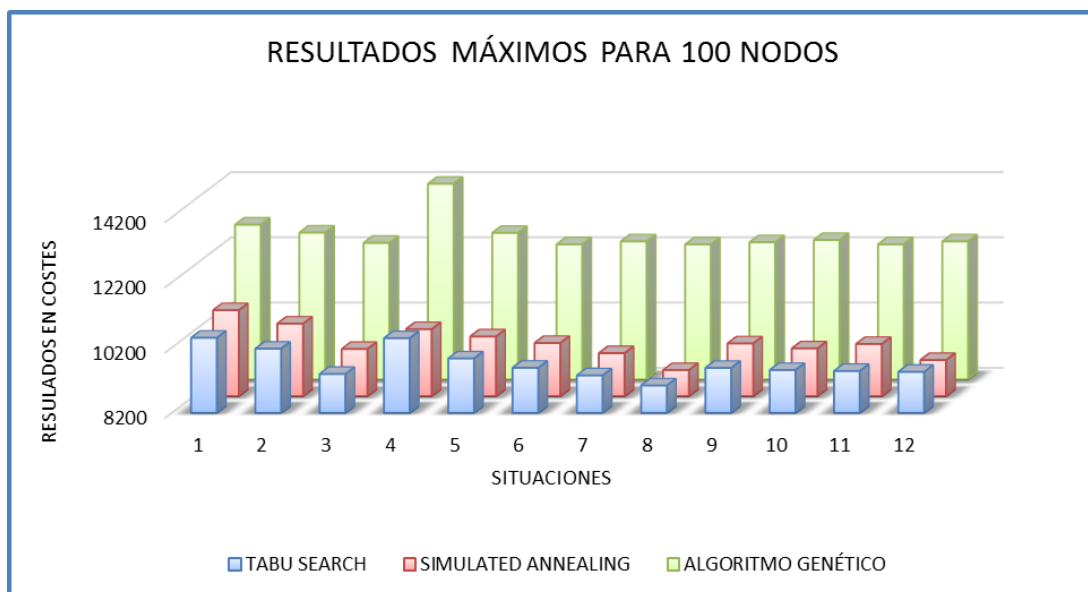


Ilustración 7-6: Resultados máximos en coste para 100 nodos.

Como puntos interesantes a destacar dentro del campo de la calidad de la solución se remarcarían los siguientes:

- La diferencia entre la mejor y la peor solución es de aproximadamente 300 unidades monetarias en todos los casos.
- Búsqueda tabú, por lo general, ofrece los mejores resultados con las configuraciones propuestas.
- El recocido simulado da soluciones muy cercanas e incluso superiores en algunas ocasiones a las dadas por la tabu search.
- El algoritmo genético da los peores resultados en todos los aspectos en cuanto al coste.

Una vez los resultados en coste han sido vistos, se procede a analizar los tiempos de computación requeridos en cada caso.

En la Ilustración 7-7: “Resultados mínimos en tiempo para 100 nodos”, se observan los tiempos mínimos consumidos en cada uno de los casos. Debido a las configuraciones de los parámetros usadas, existe una tendencia en todos los algoritmos a resolverse en un intervalo de entre 550 y 700 segundos dependiendo de la situación. El algoritmo que ha requerido los mayores tiempos de computación ha sido el recocido simulado, mientras que la búsqueda tabú ha sido la mejor. El algoritmo genético se encuentra en una posición intermedia.

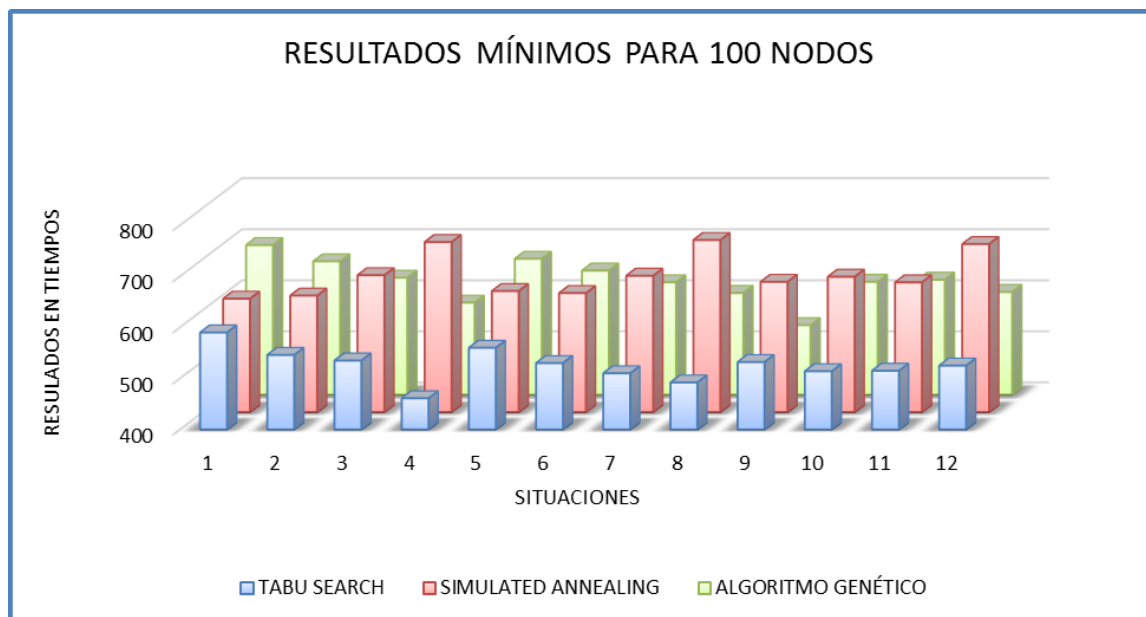


Ilustración 7-7: Resultados Mínimos en tiempo para 100 Nodos.

A continuación se lleva a cabo un análisis de cada una de las metaheurísticas para cada una de las situaciones. La primera metodología que se estudia es la búsqueda tabú. Esta heurística es la que ha ofrecido los mejores resultados en todos los estudios. En la ilustración 7-8: “Diagrama de cajas para la búsqueda tabú” se puede observar cómo se comporta esta en los diferentes casos. En cuanto a la repetibilidad de las soluciones, es posible ver que es bastante homogénea, en un caso grande con 100 nodos (Con una respuesta media de 9700 unidades por caso) es capaz de ofrecer en los peores casos como son el 1, el 4 y el 10 una diferencia entre la mejor y la peor solución de 400 unidades. En los mejores casos como el 3, el 6 y el 9 (que se corresponden con aquellos con menos restricciones) esta variabilidad ni siquiera alcanza las 200 unidades monetarias. Si atendemos a la ilustración se ven como se distribuyen las soluciones, siendo las cajas moradas el tercer cuartil y las verdes el

segundo. De la misma manera que antes, con estos datos, se afirma que esta técnica es homogénea y proporciona muy buenos resultados generalmente.

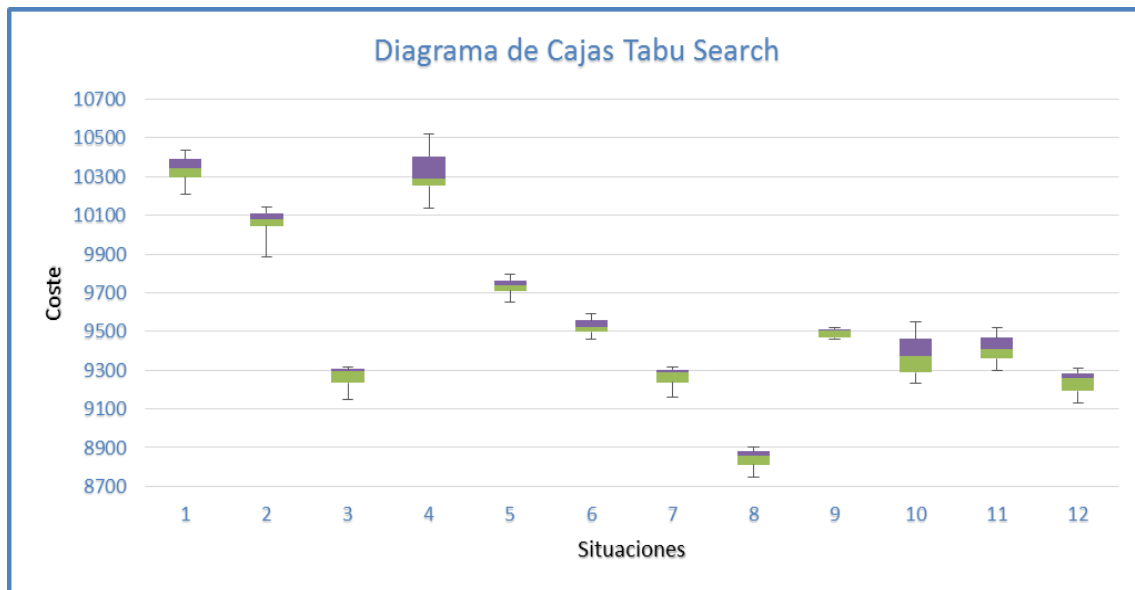


Ilustración 7-8: Diagrama de cajas para la Búsqueda Tabú

Igual que antes, se analiza el recocido simulado en términos de repetibilidad y homogeneidad de las soluciones aportadas. La técnica ahora estudiada ha demostrado una buena repetibilidad de las situaciones en problemas de gran tamaño y como se ha visto antes: proporciona unas soluciones mínimas considerablemente buenas y además, el grupo de soluciones aportadas en cada situación, están muy cerca unas de ellas. Así, se puede afirmar que este algoritmo goza de bastante homogeneidad aparte de una calidad considerablemente buena. Estos datos pueden ser corroborados en la Ilustración 7-9: “Diagrama de cajas para el recocido simulado”.

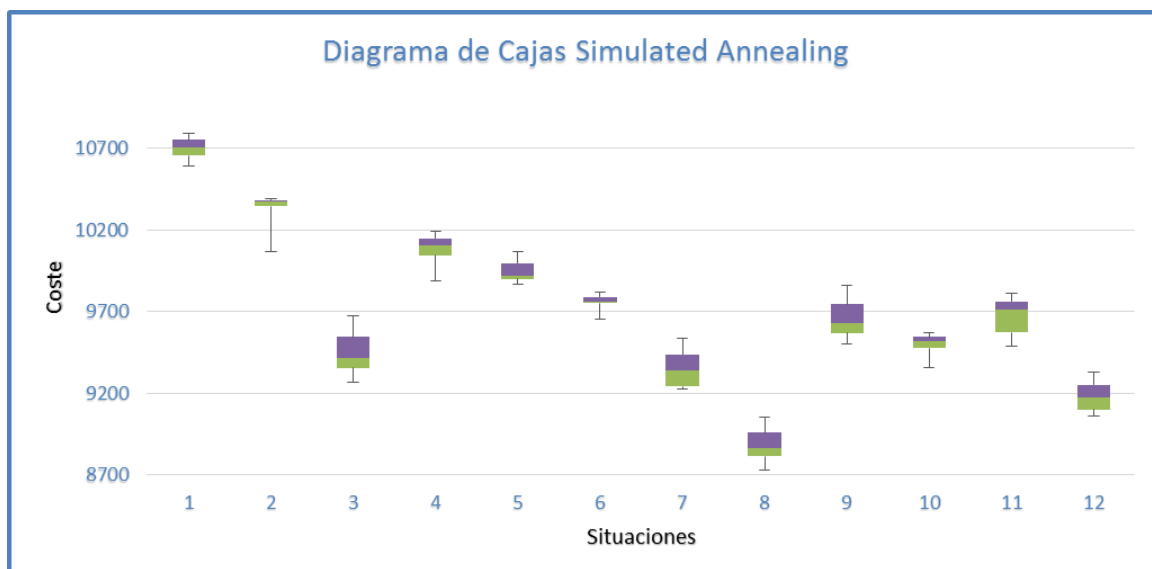


Ilustración 7-9: Diagrama de cajas para el recocido simulado

En cuanto al algoritmo genético, comprobar los resultados arrojados en la Ilustración 7-10: “Diagrama de cajas para el algoritmo genético”. En esta ilustración se pueden observar los datos vistos anteriormente con respecto a la mejor y a la peor solución ofrecida por este algoritmo y también como se comporta este en términos de

repetibilidad. Se puede afirmar, exceptuando algunos casos como el 5, que en general trabaja de manera repetitiva y que los resultados arrojados son homogéneos.

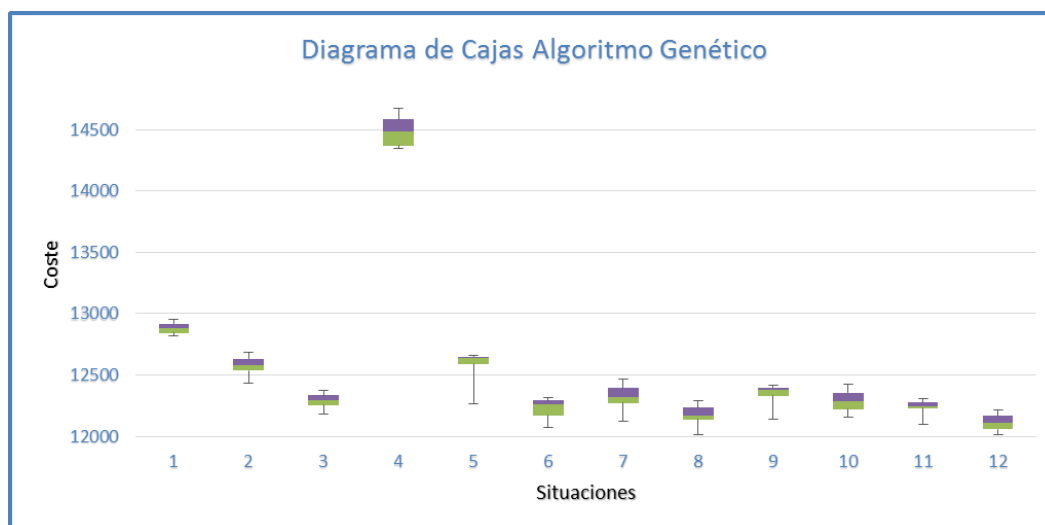


Ilustración 7-10: Diagrama de cajas para el algoritmo genético

Finalmente decir que en términos de calidad y tiempo la búsqueda tabú destaca con respecto a las otras dos técnicas usadas aunque el recocido simulado también ha logrado unos resultados muy buenos. Por tanto, se podría afirmar que tanto la búsqueda tabú como el recocido simulado trabajan muy bien en problemas de gran tamaño. Por otro lado, el algoritmo genético no ha presentado grandes logros en términos de coste, pero en cuanto a tiempo se sitúa junto con las metodologías compañeras. A continuación, en el siguiente apartado se proporcionan unas últimas conclusiones que cierran el presente trabajo.

8 CONCLUSIONES

En el último apartado del ejercicio se aportan las conclusiones finales que se han obtenido después de realizar el ejercicio. Antes que nada recalcar que el estudio propuesto logra reunir las características principales inherentes a las tres metodologías usadas, aportando algo nuevo en la literatura existente: una comparación de como se comportan estas en frente de diversas situaciones.

Para poder alcanzar estas conclusiones, el primer punto importante fue la selección de los parámetros. Esta búsqueda logró clasificar en términos de coste y tiempo de ejecución las diferentes metodologías. Así, de esta forma se realizó el primer estudio de las técnicas comprobando ya de antemano que algoritmos se comportaban mejor en este problema y cuales peor. Una vez se obtuvieron estos resultados se seleccionaron las características finales que les fueron impuestas a las metaheurísticas.

Seleccionados los parámetros, se realizó un estudio de los diferentes métodos, ejecutando estos 10 veces por cada situación y a su vez dividiendo cada situación en 3 diferentes escenarios (pequeño, mediano y grande). En este apartado se obtuvieron las conclusiones finales para cada uno de los métodos:

- Algoritmo genético: Se ha demostrado que el algoritmo genético, en comparación con las otras dos técnicas también estudiadas no resulta ser efectivo. Mientras que las otras metaheurísticas lograban buenos y similares resultados, el algoritmo genético daba soluciones considerablemente peores. Este algoritmo pese a no ser el mejor, ha demostrado cierta repetibilidad en cuanto al tiempo de computación. Esto se debe a su característica aleatoria. Esta característica se traduce en que conforme avance el tamaño del problema el algoritmo no verá aumentado su tiempo de computación de manera desmesurada como lo hacen las otras dos técnicas, sino que aumentará pero en poca cantidad.
- Recocido simulado (Simulated Annealing): Ha demostrado ser un algoritmo que trabaja bien este problema. Para los problemas de tamaño corto y mediano daba buenas soluciones en intervalos cortos de tiempo mientras que aunque para con el problema grande ha dado buenos resultados también, se ha podido ver que este algoritmo ha aumentado su tiempo de computación considerablemente. De esta manera, el recocido simulado se posiciona en una mejor posición que el algoritmo genético, pero sin llegar a superar a la búsqueda tabú.
- Búsqueda tabú (Tabú search): comparativamente a las otras dos técnicas vistas, esta es la mejor de todas. Desde el punto de vista de la calidad de la solución, en todos los casos y situaciones ha conseguido al menos el 80% de las mejores soluciones (correspondiéndole el otro 20% al recocido simulado). Si consideramos el tiempo de computación que esta necesita, se puede comprobar que ha sido mucho menor que las otras dos en el caso pequeño y mediano y prácticamente igual (un poco por menos) en el caso grande y a parte de esto, se demuestra también que se trata de una metaheurística muy repetitiva que logra buenos resultados siempre que se utiliza.

De esta manera, han quedado situadas las metaheurísticas aplicadas, siendo la búsqueda tabú la mejor, el recocido simulado la siguiente y finalmente y con el peor resultado el algoritmo genético.

Puesto que estos algoritmos han sido definidos en sus versiones más básicas, comentar que quizá aplicándoles ciertas metaheurísticas básicas antes de comenzar con la investigación podrían llevar a dar otros resultados diferentes. Por ejemplo, quizá con ciertas ordenaciones antes, el algoritmo genético podría dar resultados mucho más eficientes de los que han sido presentados, o quizá la búsqueda tabú hubiese mejorado mucho más el rango de soluciones aportadas. De manera que, este tipo de puntos de vista y mejoras aplicables podrían constituir un nuevo enfoque a la hora de resolver los ejercicios.

Finalmente, concluir con que el presente trabajo ha logrado determinar la eficacia de las distintas metodologías aplicadas al problema del acarreo terrestre y proporcionar una herramienta que ayudase a una adecuada elección de la metodología a la hora de resolver este problema.

REFERENCIAS

- [1] Ministerio de fomento, «Análisis, información y divulgación sobre la aportación del transporte por carretera a la intermodalidad, Capítulo 1: El lenguaje del transporte intermodal» España, 2015.
- [2] Escudero Santana, Alejandro, «Mejoras en el transporte intermodal: Optimización en tiempo real del acarreo terrestre, Capítulo 5: El problema del Acarreo Terrestre» E.T.S de Ingeniería, Sevilla. *Tesis doctoral*, 13-02-2013.
- [3] Victor de Francisco «Artículo: Las ventajas del transporte intermodal» Comercio exterior, 24-03-2004.
- [4] Alfredo Olivera, «Heurísticas para el problema de ruteo de vehículos» Universidad de la República, Montevideo, Uruguay, Agosto 2004.
- [5] Juan Pablo Orrego Cardozo, «Solución al problema de ruteo de vehículos con capacidad limitada CVRP a través de la heurística de barrido y la implementación del algoritmo genético chu-beasley» Facultad de Ingeniería Industrial. Pereira, Colombia, Diciembre 2013.
- [6] Robert Allen, «Finanzas: Desventajas del transporte intermodal» eHow en Español, 2015.
- [7] Ministerio de Fomento, «El transporte en España, un sector estratégico. Informe sobre la aportación del transporte y sus retos futuros. Capítulo 7: Intermodalidad en España». España, 2015.
- [8] Belén Melián Batista, Fred Glover. «Introducción a la Búsqueda Tabú» Departamento de Estadística, I.O. y Computación, Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática. Universidad de La Laguna. Revista Electrónica de Comunicaciones y Trabajos de ASEPUMA, Tirant lo Blanch, 2007.
- [9] Alicia Cirila Riojas Cañari. «Capítulo 3:” Búsqueda Tabú» Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Facultad Ciencias Matemáticas (Investigación Operativa). Lima, Perú, 2005.
- [10] Oscar Lozano «Búsqueda Tabú (tabu search TS)» Universidad Nacional de Colombia, 2003.
- [11] Jorge Eliecer «El origen de la Búsqueda Tabú» Design vy Dóri Sirály for Prezi. Septiembre de 2014.
- [12] «Programación lineal entera. Métodos de Resolución» Universidad de Valencia, Curso 2014-2015.
- [13] Mercedes Landete, Laureano Escudero y Alfredo Marín «Un algoritmo de ramificación y corte para el problema de subastas combinatorias» Universidad Miguel Hernández de Elche y Universidad de Murcia, 2007.
- [14] Elena Agüera Díaz, «Resolución del problema del Acarreo Terrestre con tareas flexibles mediante el uso de la búsqueda tabú», Universidad de Sevilla, 2015
- [15] Manuel Cuberos Gallardo, «Algoritmo de recocido simulado para la mejora de la eficiencia de una terminal intermodal », Universidad de Sevilla, 2015
- [16] Álvaro García Sánchez, «Técnicas metaheurísticas», Universidad Politécnica de Madrid.
- [17] Díaz, A. et al. «Optimización Heurística y Redes Neuronales», Madrid, 1996.
- [18] Bontekoning et al. «Is a new applied transportation research field emerging? – A review of intermodal rail-truck freight transport literature» Transportation Research Part A – Policy and Practice, 38(1), pp. 1-34, 2004.
- [19] Marcharis y Bontekoning. « Opportunities for OR in intermodal freight transport research: A review» European Journal of Operational Research, 153(2), pp. 400-416, 2004.
- [20] Morlock y Spasovic. « Redesigning rail-truck intermodal drayage operations for enhancing service and cost

- performance» Journal of the Transportation Research Forum, 34, pp. 16-31- 1994.
- [21] Spasovic y Morlock. « Using marginal costs to evaluate drayage rates in rail-truck intermodal service» Transportation Research Record, 1383. National Research Council, Washington.
- [22] Morlock y Spasovic- « Approaches to improving drayage in rail-truck intermodal service» En: IEEE TransTech Conference, 30 Jul – 2 Aug, pp. 74-80. IEEE. Seattle, WA, USA. 1995.
- [23] Nierat. «Market Area of Rail-Truck Terminals: Pertinence of the Spatial Theory» Transportation Research Part A - Policy and Practice, 31(2), pp. 109-127,1997.
- [24] Taylor. «An analysis of intermodal ramp selection methods» Transportation Research Part E – Logistics and Transportation Review, 38(2), pp. 117-134, 2002.
- [25] Cheung et al. «An attribute-decision model for cross-border drayage problema».Transportation Research Part E – Logistics and Transportation Review, 44(2), pp. 217-234, 2008.
- [26] Dumas et al. « An optimal algorithm for the traveling salesman problem with time Windows». Operations Research, 43(2), pp. 367-371.
- [27] Julia et al. «Container movement by trucks in metropolitan networks: modeling and optimization». Transportation Research Part E - Logistics and Transportation Review, 41(3), pp. 235-259, 2005.
- [28] Wang y Regan. «Local truckload pickup and delivery with hard time window constraints». Transportation Research Part B - Methodological, 36(2), pp.97-112, 2002.
- [29] Gronalt et al. «New savings based algorithms for time constrained pickup and delivery of full truckloads». European Journal of Operational Research, 151(3), pp. 520-535, 2003.
- [30] Imai et al. «A Lagrangian relaxation-based heuristic for the vehicle routing with full container load». European Journal of Operational Research, 176(1), pp. 87-105, 2007.
- [31] Caris y Janssens. «A local search heuristic for the pre-and end-haulage of intermodal container terminals». Computers and Operations Research, 36(10), pp.2763-2772, 2009.
- [32] Julia et al. «Container movement by trucks in metropolitan networks: modeling and optimization» Transportation Research Part E - Logistics and Transportation Review, 41(3), pp. 235-259, 2005.
- [33] Smilowitz. « Multi-resource routing with exible tasks: an application in drayage operations». IIE Transactions, 38(7), pp. 577-590, 2006.
- [34] Illeri et al. «An Optimization Approach for Planning Daily Drayage Operations» Central European Journal of Operations Research, 14(2), pp. 141-156, 2006.
- [35] Zhang et al. «A reactive tabu search algorithm for the multi-depot container truck transportation problem». Transportation Research Part E - Logistics and Transportation Review, 45(6), pp. 904-914.
- [36] Aarts, E. et Korst, J. «Selected Topics in Simulated Annealing». Capítulo de “Essays and Surveys in Metaheuristics”. Kluwer Academic Publishers, Massachusetts, 2001.
- [37] Holland, John H. « Adaptation in Natural and Artificial Systems» Universidad de Michigan, Ann Arbor, 1975.
- [38] Sadik, S. M. y Habib, Y. « Iterative Computer Algorithms with Applications in Engineering. Solving Combinatorial Optimization Problems» Wiley, 1999.
- [39] Belén Melián Batista, Fred Glover. «Introducción a la Búsqueda Tabú» Departamento de Estadística, I.O. y Computación, Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática. Universidad de La Laguna. Revista Electrónica de Comunicaciones y Trabajos de ASEPUMA, Tirant lo Blanch, 2007.
- [40] Alicia Cirila Riojas Cañari. «Capítulo 3:” Búsqueda Tabú» Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Facultad Ciencias Matemáticas (Investigación Operativa). Lima, Perú, 2005.
- [41] Jorge Eliecer «El origen de la Búsqueda Tabú» Design vy Dóri Sirály for Prezi». Septiembre de 2014.
- [42] Marco Dorigo, Gianni Di Caro «The Ant Colony Optimization Meta-Heuristic». Université Libre de Bruxelles, IRIDIA, 1986.
- [43] Zhaojie Xue, Canrong Zhang «A tabu search heuristic for the local container drayage problema under a

new operation mode». *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, Volume 62, pp. 136-150, February 2014.

[44] Otten, R.H.J.M., Van Ginneken, L.P.P.P. «The annealing Algorithm», 1989.

[45] Samaneh Shiri, Nathan Huynh « Optimization of drayage operations with time-window constraints» *International Journal of Production Economics*, vol. 176, issue C, pp. 7-20, 2016.

[46] Said Ashour « A Branch-and-Bound Algorithm for Flow Shop Scheduling Problems» pp. 172-176, *Julio* 2007.

[47] Currie, Robert. H and Salhi, Said « Exact and Heuristic Methods for a Full-Load, Multi-Terminal Vehicle Scheduling Problem with Backhauling and Time Windows». *Journal of the Operational Research Society*, 54 (4), pp.390-400. ISSN 0160-5682, 2003.

[48] Henk Aarts and Ap Dijksterhuis « The automatic activation of goal-directed behavior: The case of travel habit», *Eindhoven University of Technology, The Netherlands, Journal of Environmental Psychology*, Volume 20, pp. 75-82, 2000.